

Міністерство освіти і науки України  
Сумський державний університет  
Навчально-науковий інститут бізнесу, економіки та менеджменту  
Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА  
на тему «Прогнозування значень економічних показників методами вейвлет-аналізу»

Виконала студентка 6 курсу, групи ЕК.м-91н.а  
(номер курсу) (шифр групи)  
спеціальності 051 «Економіка («Економічна  
кібернетика»))»

Рожкова М.С.

(прізвище, ініціали студента)

Керівник: доцент, к.ф.-м.н. Братушка С.М.

(посада, науковий ступінь, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

### кваліфікаційної магістерської роботи на тему «ПРОГНОЗУВАННЯ ЗНАЧЕНЬ ЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ МЕТОДАМИ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ»

Студентки Рожкової Марини Сергіївни

Актуальність кваліфікаційної магістерської роботи визначена важливою роллю фондового ринку для країни як одного із основних індикаторів розвитку фінансової, політичної та соціальної систем. У разі повноцінного функціонування ринку, постає необхідність моделювання тенденцій його розвитку та дослідження можливих перспектив для запобігання появи великих крахів, що негативно вплинуть на економіку в цілому.

Мета кваліфікаційної роботи – прогнозування значень UХ-індексу на основі вейвлет-перетворень для побудови високоякісного прогнозу.

Об'єкт дослідження – значення українського фондового UХ-індексу.

Предмет дослідження – математичні методи моделювання, аналізу та прогнозування значення UХ-індексу.

У відповідності до поставлених завдань було виконано: аналіз зазначеної області дослідження для більш глибокого розуміння процесів, вивчення та аналіз існуючих методів та моделей, що застосовуються для прогнозування фондових індексів, опис та реалізацію вейвлет-перетворень для аналізу фондових індексів, представлення та узагальнення вимог до моделі, оцінку адекватності та верифікацію створеної моделі, виконання прогнозування та перевірки його на достовірність.

Результатом роботи є розроблена модель для прогнозування показників UХ-індексу.

Апробація проведеної роботи виявляється у опублікованій науковій статті:

– Братушка С.М., Рожкова М.С. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ ФІНАНСОВИХ ПОКАЗНИКІВ МЕТОДОМ ВЕЙВЛЕТ-

АНАЛІЗУ / С.М.Братушка, М.С.Рожкова // ЕКОНОМІКА ТА СУСПІЛЬСТВО № 25. – 2021 .

Ключові слова: фондовий ринок, фондові індекси, вейвлет-аналіз, R/S-аналіз, тест Фостера-Стюарта, вейвлет Добеші, UХ-індекс, ARIMA-модель, прогнозування показників значення UХ-індексу.

Основний зміст кваліфікаційної магістерської роботи викладено на 47 сторінках, зокрема список використаних джерел із 64 найменувань, розміщений на 5 сторінках. Робота містить 5 таблиць, 34 рисунки, а також 5 додатків, розміщені на 9 сторінках.

Рік виконання кваліфікаційної роботи – 2021 рік

Рік захисту роботи – 2021 рік

Міністерство освіти і науки України  
Сумський державний університет  
Навчально-науковий інститут бізнесу, економіки та менеджменту  
Кафедра економічної кібернетики

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри  
д.е.н., професор  
\_\_\_\_\_ О.В. Кузьменко  
“ \_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2021 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ  
(спеціальність 051 «Економіка («Економічна кібернетика»))  
студенту 6 курсу, групи ЕК.м-91 н.а

Рожковій Марині Сергіївні

(прізвище, ім'я, по батькові студента)

1. Тема роботи Прогнозування значень економічних показників методами вейвлет-аналізу

затверджена наказом по університету від « \_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2021 року № \_\_\_\_\_

2. Термін подання студентом закінченої роботи «» 2021 року

3. Мета кваліфікаційної роботи – прогнозування значень UХ-індексу на основі вейвлет-перетворень \_\_\_\_\_

4. Об'єкт дослідження – значення українського фондового UХ-індексу.

5. Предмет дослідження – математичні методи моделювання, аналізу та прогнозування значення UХ-індексу \_\_\_\_\_

6. Кваліфікаційна робота виконується на матеріалах часових рядів значень українського фондового UХ-індексу

7. Орієнтовний план кваліфікаційної роботи, терміни подання розділів керівникові та зміст завдань для виконання поставленої мети

Розділ 1 Теоретичні засади моделювання та прогнозування динаміки UХ-індексу

\_\_\_\_\_ (назва – термін подання)

У розділі 1 охарактеризувати сучасний стан українського фондового ринку, розглянути підходи до моделювання та прогнозування динаміки фондових індексів та UХ-індексу, безпосередньо, поставити задачі для прогнозування динаміки UХ-індексу

(зміст конкретних завдань до розділу, які повинен виконати студент)

Розділ 2 Побудова математичної моделі прогнозування показників українського фондового ринку методами вейвлет-перетворень

\_\_\_\_\_ (назва – термін подання)

У розділі 2 визначити основні вимоги до моделі, здійснити опис вхідних, вихідних та проміжних змінних, описати структуру моделі, розглянути особливості застосування вейвлет-перетворень для прогнозування показників фондового ринку

\_\_\_\_\_ (міст конкретних завдань до розділу, які має виконати студент)

Розділ 3 Прогнозування показників UX-індексу з використанням ARIMA моделі

\_\_\_\_\_ (назва – термін подання)

У розділі 3 перевірити адекватність побудованої математичної моделі, провести її верифікацію, реалізувати побудовану модель за допомогою програмних продуктів, зазначити основні можливості застосування отриманих результатів на практиці

\_\_\_\_\_ (зміст конкретних завдань до розділу, які повинен виконати студент)

#### 8. Консультації з роботи:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1			
2			
3			

9. Дата видачі завдання: « \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2021 року

Керівник кваліфікаційної роботи \_\_\_\_\_  
( підпис)

С.М.Братушка  
(ініціали, прізвище)

Завдання до виконання одержав \_\_\_\_\_  
( підпис)

М.С.Рожкова  
(ініціали, прізвище)

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ UХ-ІНДЕКСУ .....	9
1.1 Сутність та особливості функціонування фондового ринку, його роль в економіці.....	9
1.2 Сучасний стан розвитку українського фондового ринку .....	12
1.3 Підходи до аналізу та прогнозування українського фондового ринку	15
1.4 Постановка задач дослідження .....	19
2 ПОБУДОВА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ПОКАЗНИКІВ УКРАЇНСЬКОГО ФОНДОВОГО РИНКУ МЕТОДАМИ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ.....	20
2.1 Опис вхідних даних .....	20
2.2.Особливості застосування вейвлет-перетворень для аналізу фондового ринку .....	21
3 ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ UХ-ІНДЕКСУ З ВИКОРИСТАННЯМ АRІМА – МОДЕЛІ .....	37
3.1 Побудова АRІМА –моделі. ....	37
3.2 Прогнозування показників UХ-індексу .....	46
ВИСНОВКИ .....	53
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЕЖЕРЕЛ.....	54
ДОДАТКИ .....	59

## ВСТУП

Фондові ринки – це досить специфічні системи, які виникли з появою перших торгівельних відносин. На початку свого існування вони дозволяли регулювати відносини між покупцями та продавцями, здійснювати обмін товарами задля врівноваження попиту на ринку. З розвитком економічних, політичних та соціальних відносин між державами, роль фондового ринку змінилася, а його значення набуло більш широкого масштабу, оскільки він почав охоплювати не лише вузькі торгівельні операції, але й операції з фінансовими інструментами, які за своєю суттю є більш глибокими.

Так, на сьогодні фондовий ринок виступає одним із основних показників успішного розвитку держави та стабільності її економічної системи. Чим більш розвинена країна та чим вищий рівень життя населення, тим ефективнішими є відносини на ринку. Такий взаємозв'язок обумовлений історичним розвитком та визначенням основного призначення ринку. У зв'язку з цим інтерес вчених до глибинного дослідження тенденцій ринку та закономірностей його діяльності постійно зростає. Наукове співтовариство намагається застосовувати не лише традиційні методи дослідження, але й інноваційні, або їх комбінації для отримання найбільш якісних результатів, що дозволяє в подальшому інтерпретувати отримані дані та застосовувати їх в практичному сенсі для дослідження тих чи інших економічних систем.

При аналізі фондових ринків необхідно враховувати складність та обсяг досліджуваних процесів, оскільки окрім певної хаотичності, що присутня на ринку, на ньому діють і встановлені правила та певні закономірності, які також мають суттєвий вплив і є основою їх функціонування.

Для України вивчення внутрішнього фондового ринку є першочерговим завданням, оскільки під впливом історичних подій, даний механізм не виконує свого призначення, що свідчить про неефективне функціонування всієї фінансової системи. Тому визначення тенденцій розвитку ринку, відслідковування його змін та появи коливань дозволить оцінити потенційні

можливості ринку та визначити напрямки його діяльності для зміцнення його ролі в державі та на міжнародних позиціях. Основним показником діяльності української фондової біржі нас сьогодні є значення UX-індексу, аналіз якого дозволяє якнайкраще дослідити внутрішній ринок.

На основі окресленої актуальності дослідження можна визначити його об'єкт та предмет. Об'єктом в даному випадку є значення українського фондового UX-індексу, предметом виступають математичні методи моделювання, аналізу та прогнозування значення UX-індексу.

Метою даної кваліфікаційної роботи є прогнозування значень UX-індексу на основі вейвлет-перетворень. Для досягнення зазначеної мети необхідно виконати наступні завдання:

- проаналізувати предметну область ;
- здійснити дослідження методів та моделей для прогнозування часових рядів як компонентів нелінійної динаміки ;
- охарактеризувати специфіку проведення вейвлет-аналізу та описати етапи підготовки часового ряду до його здійснення;
- реалізувати проведення вейвлет-аналізу програмними засобами;
- побудувати ARIMA-модель для значення UX-індексу;
- перевірити побудовану модель на адекватність;
- здійснити прогноз значення UX-індексу та провести верифікацію моделі.

При виконанні даної роботи були застосовані такі методи як аналіз та синтез, системний аналіз, аргументація, конкретизація, аналогія та моделювання, порівняння та узагальнення, вейвлет-перетворення, R/S-аналіз.

Інформаційною базою виступають статистичні значення UX-індексу за період з 1.08.2013 року по 30.12.2020 рік, технічна та довідкова документація щодо роботи з програмними засобами: Statistica, Matlab, MS Excel.



# 1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ UX-ІНДЕКСУ

## 1.1 Сутність та особливості функціонування фондового ринку, його роль в економіці

Фондовий ринок – це частина фінансової системи, основна функція якої – накопичення ресурсів та їх перерозподіл у реальний сектор економіки.

За класичним методом фондовий ринок поділяють на первинний та вторинний, кожен з яких має власне призначення та функції, але існує і діє як одне ціле. Первинний ринок забезпечує обіг цінних паперів на державному рівні, відповідає за випуск нових акцій та оцінку їх ризиковості, ліквідності, тощо. Вторинний ринок – це безпосередньо фондова біржа, де відбувається основна торгівля та перерозподіл коштів [2, 11].

В ідеальному середовищі фондовий ринок стимулює розвиток економіки за рахунок мобілізації та активізації внутрішніх заощаджень, підвищує рівень якості інвестицій та направляє їх саме в ті сфери, які найбільше потребують вкладень. В свою чергу, більш ефективне акумулювання коштів дозволяє підвищити норму заощаджень і рівень їх вкладів у ті проекти, що приносять більший дохід [6]. Відповідно, чим більша дохідність вкладень, тим більший прибуток у вкладників, і тим більша мотивація до зберігань. З розвитком інвестиційної діяльності на ринку розвивається і прозора конкуренція, яка дозволяє підвищувати загальний рівень функціонування вітчизняних підприємств. Разом з цим підвищується рентабельність економіки і знижується вартість засобів для тих, кому вони необхідні. Це сприяє «оздоровленню» економіки та виведенню інвестиційної діяльності на новий рівень за відсутності «тінізації» [3, 7].

Усі процеси на фондовому ринку тісно взаємопов'язані, і зміна однієї складової обов'язково призведе до модифікації іншої. Тому фондовий ринок є

індикатором спадів та підйомів економіки, а також соціального стану населення, оскільки він відображає реальні можливості до заощаджень. Відслідковуючи поведінку ринку, можна робити висновки про можливі майбутні коливання в економіці в цілому. Такий взаємозв'язок обумовлений кількістю і різноманітністю факторів, що мають вплив на ринок. Так, серед найбільш важливих є поведінка учасників та економічні чинники, що є підґрунтям для цієї поведінки [1, 12].

Яскравим прикладом впливу таких чинників є падіння фондових індексів ринку США, який і на сьогоднішній день є еталоном ведення торгів на біржі.

Так, більшість крахів ринку опосередковано були пов'язані саме з соціальними чинниками, що в подальшому мало негативний вплив на економіку.

Одним із наймасштабніших біржових крахів вважається крах 1929 року, який став початком Великої депресії. Він був пов'язаний з відсутністю ефективного регулювання діяльності ринку та спекуляціями на ринку. Цей крах став поштовхом до банкрутства багатьох банків, оскільки вони не мали змоги повернути борги, стрімко зростав рівень безробіття та знижувався рівень життя. І в зворотному напрямку погіршення соціального стану населення призвело до тривалого падіння фондового індексу, яке продовжувалося до 1932 року [43, 49].

В 1987 році промисловий індекс Dow Jones мав найбільше падіння в історії свого існування – 22,6 % [46]. Це призвело до різкого спаду економіки та банкрутства компаній. Причиною цього падіння була переоцінка можливостей ринку, програмний трейдинг для здійснення нерациональних, короткострокових угод та психологічна складова функціонування ринку, оскільки настрої учасників не відповідали його реальному стану. Це падіння мало вплив на всі країни, аналогічна ситуація спостерігалася у Великобританії, Німеччині, Франції та ін. [9, 31].

Ще одним потужним крахом на фондовому ринку була «бульбашка доткомів», який тривав з 1995 року по 2001 рік. В цей час розпочалося стрімке зростання кількості інтернет-компаній. Оскільки вони були новими та перспективними на ринку, вартість їх акцій невпинно зростала. Але модель їх функціонування була настільки недосконалою та не регульованою, що більшість даних компаній швидко збанкрутували, багато керівників були засуджені за шахрайство та махінації з активами. Фондові індекси мали різке падіння, що призвело до початків процесів, які мали вплив на розвиток економічної кризи майбутніх років. В 2008 році розпочалася світова економічна криза, яка відбилася на фондових показниках і призвела до зниження виробництва, швидких темпів інфляції, зростання рівня безробіття та, відповідно, сповільнення торгівлі на біржі [5, 27].

Ще однією датою, що вважається «чорною» для фондового ринку є 12 березня 2020 року. Події, що передували цьому краху, торкнулися всього світу, і паніка на ринку спостерігалася в кожній країні. Пандемія коронавірусу вплинула на економічний розвиток усіх держав без винятку, а ці настрої поширилися і на біржі. Цього дня зупинилися торги на Нью-Йоркській фондовій біржі, а індекс Dow Jones впав на 9,33%, що є найгіршим показником з 1987 року [46, 47]. На рис.1.1 представлено динаміку значень індексу Dow Jones у період з 01.09.2010 року по 01.09.2020 року. Як можна побачити, падіння в березні було найрізкішим у відношенні до тенденції розвитку індексу протягом цього періоду [47].

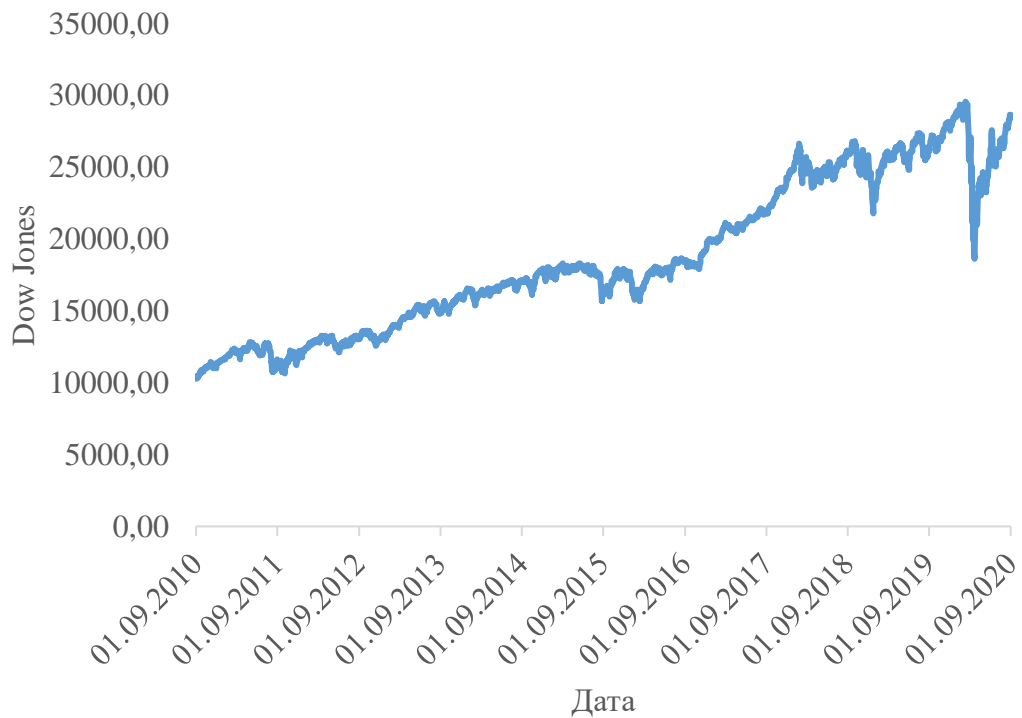


Рисунок 1.1 – Динаміка значень індексу Dow Jones, 2010-2020 рр.

Даний факт підтверджує циклічний зв'язок реального сектору економіки та фондового ринку, тому в розвинених країнах він відображає стан ринкової інфраструктури, банківської системи, політичної стабільності, рівня освіченості населення та його фінансових можливостей, тощо. Отже, можна побачити, що фондовий ринок – це важливий елемент діяльності держави, як внутрішньо, так і зовнішньо, тому ефективне прогнозування розвитку зазначених індексів дозволяє не лише отримати вузьку інформацію про майбутню вартість цінних паперів, але й відслідкувати можливі зрушення в економіці в цілому [49].

## 1.2 Сучасний стан розвитку українського фондового ринку

Фондовий ринок України є молодим та одним із найбільш слаборозвинених серед європейських країн. Становлення ринку відбувалося у складних умовах, оскільки вплив Радянського Союзу та його принципів ведення економічної, соціальної політики не стимулювали розвиток здорової

конкуренції та створенню сприятливого середовища для здійснення тих чи інших інвестиційних програм. Великий рівень корупції та «тінізації» економіки сприяли відтоку капіталу закордон і зниженню привабливості ринку для іноземних інвесторів [37, 51].

В Україні основними системами, що акумулюють фінансові ресурси, на сьогодні залишаються банки, кількість яких значно перевищує потреби населення. Більшість з них є або іноземними, або мають високу частку іноземного капіталу (рис.1.2). Скорочення кількості банків відбувається за рахунок вітчизняних банків, що призводить до втрати внутрішніх можливостей щодо перерозподілу ресурсів всередині ринку [41, 45].

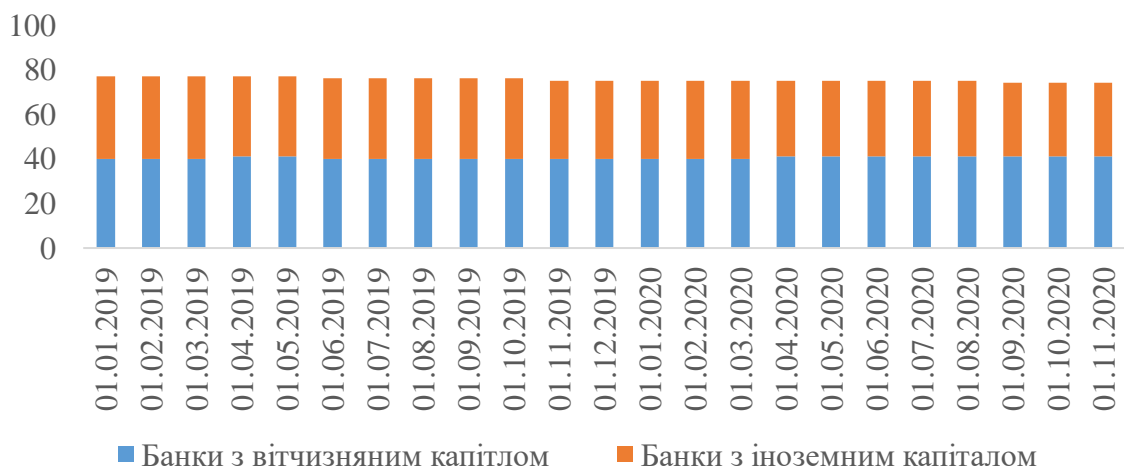


Рисунок 1.2 – Структура банківської системи України, 2019-2020 рр.

Більшість компаній не намагаються виходити на фондовий ринок, оскільки ризики отримання збитків є дуже високими, а прозорість торгівлі зумовлює нераціональне підвищення податкового навантаження. Населення теж не бажає виступати в ролі інвесторів та брати участь в торгівлі, оскільки не має можливостей для створення заощаджень, які можна вільно вкладати. А та частина населення, що має ресурси, надає перевагу банкам, оскільки їх стабільність та можливість повернення вкладів є вищою [63].

Нерозвиненість українського ринку, насамперед, має такі прояви [50]:

- низька ліквідність акцій, що представлені на біржі;

- велика кількість державних цінних паперів;
- відсутність законодавчої бази, яка б створювала кероване та безпечне середовище;
- низький рівень прозорості діяльності емітентів, відсутність здорової конкуренції на ринку.

Ці ознаки зумовлюють повільні темпи діяльності ринку та його невідповідність міжнародним вимогам.

Та, незважаючи на це, під впливом міжнародних стандартів фондовий ринок України, хоча й повільно, але розвивається та намагається створювати механізм, який забезпечуватиме можливість ефективного перерозподілу фінансових інструментів. На сьогоднішній день на українському ринку є дві найбільші за обсягами торгів біржі – Українська біржа та біржа ПФТС, які мають власні індекси [56].

Біржа ПФТС є найпершою українською біржою, яка почала свою діяльність з 1997 року. Більшість міжнародних вчених для аналізу стану українського ринку використовують індекс саме цього майданчика, оскільки вважають його більш репрезентативним. Дійсно, до індексного кошику ПФТС відносять одні з найбільших українських компаній: «Укртелеком», «Райфайзен банк аваль», «Укрнафта» та інші, тобто їх акції є найбільш ліквідними. Значення даного індексу підлягає вагомому впливу з боку світових економічних процесів, і під час кризи 2008 року, його значення впало майже на 300 показників, що є вагомим падінням [20, 44].

Але для розуміння процесів, що відбуваються всередині ринку та його безпосереднього впливу на українську економіку доцільніше використовувати UX-індекс. Даний індекс має коротший розрахунковий період, але останнім часом більшість компаній намагаються брати участь в торгівлі саме на зазначеній біржі, оскільки її діяльність має більш значне технологічне підґрунтя, що дозволяє отримувати оперативну та точну інформацію для проведення аналізу. Українська біржа має більш високі стандарти для зарахування підприємства в індексний кошик в порівнянні з біржою ПФТС,

що дозволяє отримувати більш високу ліквідність акцій, забезпечивши при цьому вищий дохід для вкладників [48] .

На жаль, український фондовий ринок не виступає якісним середовищем для залучення іноземних партнерів, що значно сповільнює його розвиток та знижує економічний рівень, оскільки на сьогоднішній день кошти іноземних держав є основним джерелом фінансування важливих напрямків діяльності України. Саме тому необхідно проводити дослідження українського фондового ринку, визначати тенденції, що переважають на ньому та оцінювати потенційні можливості. Якісний аналіз та розуміння процесів на ринку дозволить підвищити ефективність його діяльності та виявити шляхи його вдосконалення і підтримки.

### 1.3 Підходи до аналізу та прогнозування українського фондового ринку

Багато науковців по всьому світу займалися дослідженням питання діяльності фондових ринків, оскільки це дозволяло краще зрозуміти не лише всю економіку в цілому, але й визначити настрої населення та положення держави на міжнародному рівні.

Основоположниками дослідження фондового ринку є Г.Марковіц та В.Шарп – вчені, праці яких залишаються основними постулатами і на сьогодні. В своїх працях вони досліджували основні портфельні принципи та дозволили визначити певні закономірності діяльності ринку для отримання більшого прибутку з мінімізацією ризиків [19, 23].

Вченими, що здійснили великий внесок у розуміння функціонування ринків, є Е.Вейгель, Б.Фрідман, М.Стюарт, С.Симс та інші, які визначали підходи до моделювання та прогнозування, забезпечивши існування класичних методів та теорій, що використовуються аналітиками і в наш час [22, 25].

Так, існує два базових підходи до моделювання ринків : класичний, заснований на стохастичному підході та метод детермінованого хаосу, який

представляє собою технічний аналіз. Досить довгий час результати, отримані за допомогою першого методу, вважалися найбільш правдоподібними та точними. Вони застосовувалися для складання стратегій розвитку держав, визначали подальші кроки у функціонуванні не лише окремих ринків, але й фінансової чи інших систем загалом. Підхід, що застосовується класичними методами, заснований на теоретичній базі і розрахований для «ідеального» середовища, якого в реальності не існує [28, 30].

За даним принципом фондовий ринок розглядається як устаткована система, яка не підлягає коливанням та не має значних викидів. Висувається припущення, що усі фондові індекси розподілені за нормальним законом, попит повністю задовольняє пропозицію, а учасники ринку діють цілком передбачувано та раціонально, що відображується у високій здатності до прогнозування та плавності змін на ринку [10]. Безумовно, для отримання теоретичних засад існування ринку даний підхід є доволі значимим, оскільки він визначає, як має діяти ефективний ринок, і які умови повинні бути для його стабільної діяльності. Проте в реальних системах даний підхід не дозволяє отримати адекватний прогноз, оскільки ринок розвивається динамічно і в більшості випадків підлягає впливу багатьох некерованих факторів. При побудові будь-яких прогностичних моделей, що стосуються фондових ринків, необхідно враховувати рівень «зашумленості» даних, оскільки саме він визначає, наскільки точними будуть прогнозні значення [32].

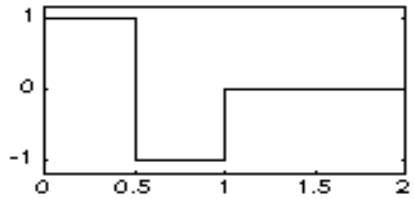
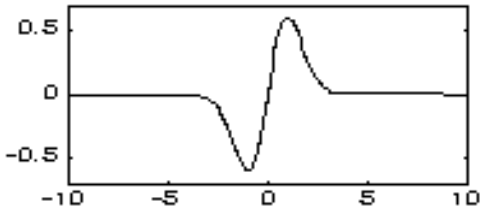
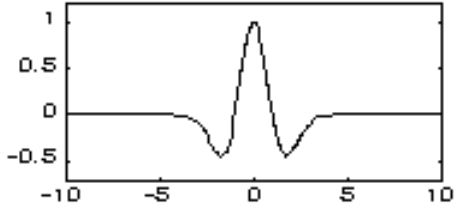
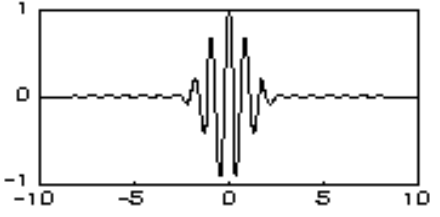
Саме на цьому підході і заснований технічний аналіз. Зрозуміло, що даний вид аналізу набув популярності з розвитком технологій, оскільки проводити складні математичні розрахунки на папері було дуже ресурсоємно, та і рівень похибок був занадто високим. Та з появою потужних ЕОМ даний підхід набув широкого застосування, а його складові на сьогодні застосовуються для дослідження не лише фінансових показників, але і будь-яких значень, що мають кількісний вираз [4].

Одним із найбільш відомих методів технічного аналізу є вейвлет-перетворення. Вейвлети це назва, що застосовується до сімейства функцій, що



мають відповідний вигляд – хвиль, та описують певні показники нелінійної динаміки [8]. Найбільш застосовані вейвлети наведені в табл.1.1.

Таблиця 1.1 – Функції вейвлет-перетворень [29]

Математичне зображення функції	Графічне представлення функції
НААР-вейвлет:	
$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq t < 1 \\ 0, & t < 0, t \geq 1 \end{cases}$	
Wave-вейвлет:	
$\psi(t) = t \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right)$	
МНАТ-вейвлет («Мексиканська шляпа»):	
$\psi(t) = (1 - t^2) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right)$	
Вейвлет Морле:	
$\psi(r) = \exp\left(ik_0 r - \frac{r^2}{2}\right)$	

Даний підхід у своїх роботах досліджували В.Фернандес, Дж.Рамсей, Е.Капобіанко, У. Баффетт, І.Фішер та інші [58]. Вони не лише дослідили теоретичну значимість даного аналізу, але й вдосконалили математичний апарат розрахунків, що застосовується і сьогодні. Значну роль у дослідженні вейвлет-аналізу відіграв Дж.Рамзі, який у праці «Майбутнє та минуле застосування вейвлетів для економічних показників», детально зображує роль та можливості застосування даних перетворень для моделювання показників

фінансових ринків, в тому числі і фондового. Він неодноразово наголошував на тому, що розробка та застосування даного методу може дозволити прогнозувати розвиток фондового ринку з високою точністю, що матиме вплив на економічний розвиток всього міжнародного співтовариства [16, 17].

Б.Вітчер у власних роботах визначає, що вейвлет-перетворення доцільно використовувати в тих випадках, коли сигнал (вхідний часовий ряд) необхідно дослідити не лише з боку частотних характеристик, але й з часових, при цьому виконати це одночасно, тобто проаналізувати та зробити висновок про те, як ряд функціонує протягом часу свого існування, та як ті чи інші періоди впливають на його діяльність [15].

Тобто головним напрямком застосування вейвлетів є дослідження неоднорідних рядів, які мають або різкі коливання протягом короткого періоду, або довготривалі, але коротко масштабні. Вейвлет-аналіз дозволяє провести розкладання сигналу за певними базисними функціями та отримати певні характеристики ряду на кожному із рівнів декомпонування, що дозволяє отримувати раціональні висновки для ряду загалом та певної його частини окремо [14]. Така властивість перетворень є найбільш корисною саме для дослідження фондового ринку, оскільки для глибинного його розуміння недостатньо просто прослідкувати його тенденції протягом певного періоду, а необхідно відобразити усі зміни, що відбуваються протягом певного проміжку [64]. Усі ці властивості реалізуються за допомогою перетворень та проведення декомпозиції сигналу, що надходить, та розкладання його на певні складові: апроксимуючу – для згладжування та деталізуючу – для зображення розкиду коливань. Загальна схема проведення вейвлет-аналізу наведена в додатку Б на рис. Б.1.

Варто зазначити, що розглядати вейвлет-перетворення як єдиний можливий і вірний шлях для аналізу фондового ринку недоцільно, оскільки, незважаючи, на високу точність отриманих результатів, даний вид аналізу потребує інтерпретації отриманих вихідних даних та їх подальшого застосування на практиці, тобто необхідно використовувати і теоретичні

методи, що дозволять підтвердити розрахунки. Саме тому, застосовувати вейвлет-перетворення необхідно в поєднанні з класичними методами досліджень та іншими видами технічного аналізу, що дозволить отримати більш якісні результати та правильно оцінити їх значимість.

#### 1.4 Постановка задач дослідження

Для побудови якісної та репрезентативної моделі прогнозування значень UX-індексу – показника Української фондової біржі було поставлено такі задачі:

- реалізувати R/S-аналіз для вхідних значень за допомогою програмного продукту MatLab;
- дослідити вхідний часовий ряд на стаціонарність;
- виконати вейвлет-перетворення за допомогою вейвлет-функції Добеши;
- перевірити отриманий ряд на наявність довготривалої пам'яті;
- реалізувати ARIMA-модель для прогнозування значень UX-індексу;
- виконати прогноз та провести верифікацію моделі;
- проаналізувати та оцінити отримані результати.

## 2 ПОБУДОВА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ПОКАЗНИКІВ УКРАЇНСЬКОГО ФОНДОВОГО РИНКУ МЕТОДАМИ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ

### 2.1 Опис вхідних даних

Аналіз та побудова моделі були виконані на основі показників UX-індексу – одного із основних показників розвитку української фондової біржі.

Значення UX-індексу розраховуються щоденно кожні 15 секунд, починаючи з 26 березня 2009 року. Ця дата вважається початком безперервних торгів на біржі. Кожного дня дані аналізуються, визначається максимальне, мінімальне та середнє значення, а також показник закриття та відкриття. Індекс розраховується як відношення ринкової капіталізації цінних паперів (індексної корзини) до ринкової капіталізації цих цінних паперів на дату базового періоду, помноженого на початкове значення індексу (прийнято – 500) і на коригуючий коефіцієнт – 1 [48].

Дані для аналізу були отримані з офіційного сайту української біржі – [ux.ua](http://ux.ua). Діапазон даних охоплює період з 1.08.2013 року по 30.12.2020 року. Саме на цей період припадають переломні моменти української економіки, які мали найбільший вплив на стан фондового ринку, такий як поглиблення економічної кризи у зв'язку з Революцією Гідності та початком війни, а також періодом пандемії та важливих політичних змін. Вибірка склала 1821 значень (рис.2.1).

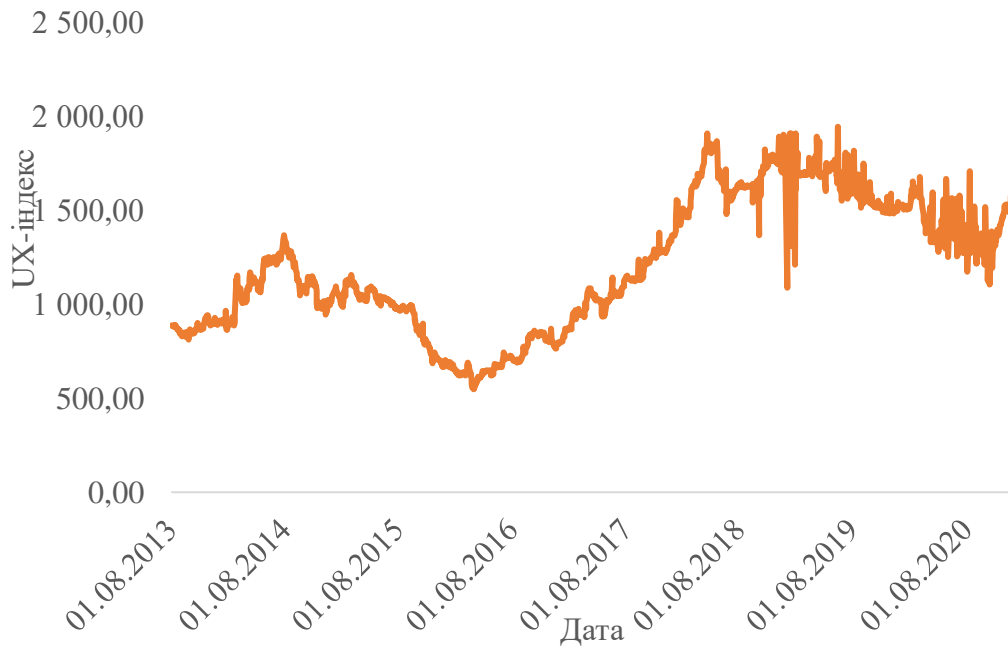


Рисунок 2.1 – Початкові дані

## 2.2. Особливості застосування вейвлет-перетворень для аналізу фондового ринку

Досліджуваний часовий ряд змінюється з певною частотою в певні періоди часу. Вейвлет-аналіз дозволяє проводити дослідження значень як в частотному, так і в просторовому середовищі, що дає змогу отримувати інформацію про те, як змінюються значення та в який період. Завдяки цьому стає можливим визначення того, які економічні, політичні, соціальні фактори та в який історичний період мали найбільший вплив на розвиток торгівлі на біржі. Це, в свою чергу, дозволяє визначити можливі спекуляції на ринку та зробити адекватний прогноз щодо можливого розвитку показників [29, 61].

Перед застосуванням вейвлет-перетворень необхідно дослідити отриманий ряд значень на випадковість даних та наявність довготривалої пам'яті. Фондовий ринок – це швидкозмінна система, зміна якої залежить від багатьох чинників, тому класичні методи аналізу та визначення закону розподілу застосовувати недоцільно [60]. В таких випадках застосовують метод Rescaled range analysis (R/S-аналіз) та визначають показник Херста [35].

Показник Херста характеризує ступінь хаотичності значень рядів та ймовірність того, що два сусідніх відліки є однаковими. Він є визначним для оцінки персистентності ряду, тобто схильності ряду до трендів. Якщо показник  $H > 0,5$ , то направлена в одну сторону динаміка ряду в минулому, швидше за все буде повторюватися в тому ж напрямку і в майбутньому. Якщо  $H < 0,5$ , то процес швидше за все змінить свою направленість,  $H = 0,5$  – означає невизначеність [36].

Нехай даний сигнал  $\{x_n\}$  довжини  $N$ . Тоді за класичним R/S-аналізом показник Херста можна знайти із відношення [26, 36]:

$$R/S = (N/2)^H \quad (2.1)$$

де  $S$  – стандартне відхилення, що розраховується за формулою :

$$S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^N (x_k - m_x)^2} \quad (2.2)$$

де  $m$  – вибіркове середнє, що розраховується за формулою:

$$m_x = \sum_{k=1}^N x_k / N \quad (2.3)$$

$R$  – розмах, накопичене відхилення від середнього, що розраховується за формулою:

$$R = \max_{1 \leq n \leq N} \sum_{k=1}^n (x_k - m_x) - \min_{1 \leq n \leq N} \sum_{k=1}^n (x_k - m_x) \quad (2.4)$$

Даний метод набув широкого застосування у фрактальному аналізі, при визначенні розмірності показників, що мають великі коливання чи не підлягають стандартизованим законам розподілу.

Недоліком R/S-аналізу є наявність значної похибки в тому випадку, коли дані є дуже «зашумленими», що характерно для фінансових показників,

особливо фондових індексів. Саме тому застосування вейвлет-перетворень є важливим етапом для прогнозування показників фондового ринку.

Програмним забезпеченням для проведення аналізу було обрано Matlab – потужний інструмент аналітики, який дозволяє проводити дослідження рядів будь-якого обсягу та складності [34].

Найпершим кроком є визначення дільників для подальшої побудови рівняння регресії. Найменшим дільником для прологарифмованої вибірки довжиною 1820 значень є 10. Протягом наступних кроків отримуємо наступні дільники:

10, 13, 14, 20, 26, 28, 35, 52, 65, 70, 91, 130, 140, 182, 260, 364, 455, 910.

В результаті було отримано 18 ітерацій.

Наступним етапом є створення функції в Matlab для проведення R/S – аналізу. Дана функція має вигляд:

$$\text{function} [\logRS, \logN, \logRSpts, \logNpts] = \text{rsaz}(x,n) \quad (2.5)$$

На вхід вона отримує вектор початкових даних –  $x$  та вектор довжини піддіапазонів –  $n$ .

Вихідними параметрами є  $\logRS$  – логарифм за основою 10 відношення R/S,  $\logN$  – логарифм за основою 10 довжин діапазонів,  $\logRSpts$  – множина значень R/S для кожного  $d$ ,  $\logNpts$  – значення довжин, що відповідають  $\logRSpts$ .

Лістинг функції наведено в додатку В. Проміжні розрахунки наведено в табл.2.1.

Таблиця 2.1 – Проміжні розрахунки аналізу

n	Ln(R/S)	Ln(n)
10	0,5813	2,302585093
13	0,6938	2,564949357
14	0,7199	2,63905733
20	0,8717	2,995732274
26	0,9827	3,258096538
28	1,0257	3,33220451
35	1,1386	3,555348061

Продовження табл.2.1

52	1,3011	3,951243719
65	1,3966	4,17438727
70	1,4437	4,248495242
91	1,5676	4,510859507
130	1,7112	4,86753445
140	1,7368	4,941642423
182	1,8516	5,204006687
260	2,0005	5,560681631
364	2,1566	5,897153868
455	2,2701	6,120297419
910	2,5287	6,8134446

Розрахуємо показник Херста методом найменших квадратів. Даний метод дозволяє здійснити оцінку невідомої величини за отриманими результатами вимірів. Останнім кроком є перевірка показника  $H$  на значимість за допомогою критерію Фішера та Стьюдента.

Представимо рівняння регресії на рис.2.2.

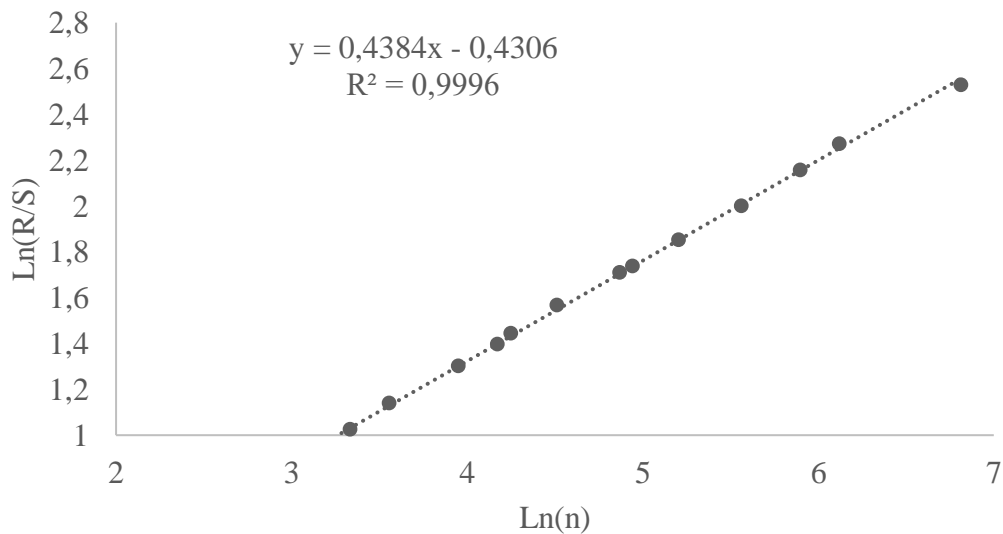


Рисунок 2.2 – Представлення отриманого рівняння регресії

$R^2 = 0,9996$  свідчить про те, що рівняння регресії досить точно описує вхідні значення. Показник  $H = 0,4384 < 0,5$  демонструє, що ряд антиперсистентний. Тобто система змінюється частіше ніж випадкова і має невеликі, часті коливання [54]. Це є характерним для фондових індексів, оскільки під впливом різних подій та високої частоти змін, коливання є



постійною тенденцією на ринку. Це свідчить про те, що використання необроблених даних для прогнозу не є доцільним, оскільки є висока ймовірність наявності значної похибки.

Необхідно перевірити результат на значимість. Для цього використаємо «Аналіз даних» – «Регресійна статистика» пакету MS Excel (рис.2.3).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Вывод Итогов								
2									
3	Регрессионная статистика								
4	Множественный	0,999798432							
5	R-квадрат	0,999596904							
6	Нормированный	0,99957171							
7	Стандартная ош	0,011959926							
8	Наблюдения	18							
9									
10	Дисперсионный анализ								
11		df	SS	MS	F	Значимость F			
12	Регрессия	1	5,675357923	5,675357923	39676,76385	1,36913E-28			
13	Остаток	16	0,002288637	0,00014304					
14	Итого	17	5,67764656						
15									
16		Коэффициенты	Стандартная ошибка	t-статистика	P-Значение	Нижние 95%	Верхние 95%	Нижние 95,0%	Верхние 95,0%
17	Y-пересечение	-0,430558999	0,009820346	-43,84356608	4,24976E-18	-0,451377203	-0,409740795	-0,451377203	-0,409740795
18	Переменная X 1	0,438383955	0,00220083	199,1902705	1,36913E-28	0,433718404	0,443049507	0,433718404	0,443049507
19									

Рисунок 2.3 – Результат отримання статистичних характеристик рівняння регресії

Табличне значення показника Фішера при рівні значущості 0,05 та рівнях вільності  $k_1 = 1$ ,  $k_2 = 16$  дорівнює 4,494. Як можна побачити фактичне значення критерію дорівнює 39676, 763 і значно перевищує табличне. При рівні значущості  $p < 1,36913E-28$  можна зробити висновок, що модель є адекватною. Критерії Стьюдента, отримані за допомогою аналізу даних, значно перевищують табличні при рівні значущості 0,05 та рівні вільності  $k = 16 - 2,1199$ . Тобто параметри регресії є статистично значущими [38, 58].

Отже, для початкових даних побудована модель є адекватною і підтверджує антиперсистентність ряду. Для того, щоб отримати якісний прогноз, необхідно виконати перетворення, що дозволять отримати показники з відсутністю аномальних значень, які не містять корисної інформації і виникають хаотично під впливом короткострокових чинників [40].

Для цього необхідно виконати вейвлет-аналіз. Як зазначалося вище, вейвлет - аналіз за допомогою математичних перетворень дозволяє із вхідного

сигналу отримати синтезований набір даних, який буде представляти собою згладжений ряд з певним рівнем розкладу та ступенем деталізації. Одним із найпотужніших і найфункціональніших програмних продуктів для проведення вейвлет-перетворень є Matlab. За допомогою командного рядка та широкого набору інструментів можна виконати перетворення для сигналу будь-якої складності і обсягу [54].

Для вхідного ряду українського фондового індексу необхідно використовувати вейвлет Добеші. Оскільки з рис. 2.4 можна побачити, що даний ряд має високочастотні компоненти короткої тривалості і довготривалі низькочастотні, то таке розкладання буде найбільш ефективним, оскільки дозволить розкласти сигнал за короткомасштабним способом. Вхідні значення задовольняють вимогам перетворення Добеші [59]:

- мають компактний носій, тобто зосереджені на певному обмеженому проміжку часу;
- знаходяться в кожній точці зазначеного простору, тобто належать підмножині  $R$ ;
- можуть фіксувати швидкі коливання функцій.

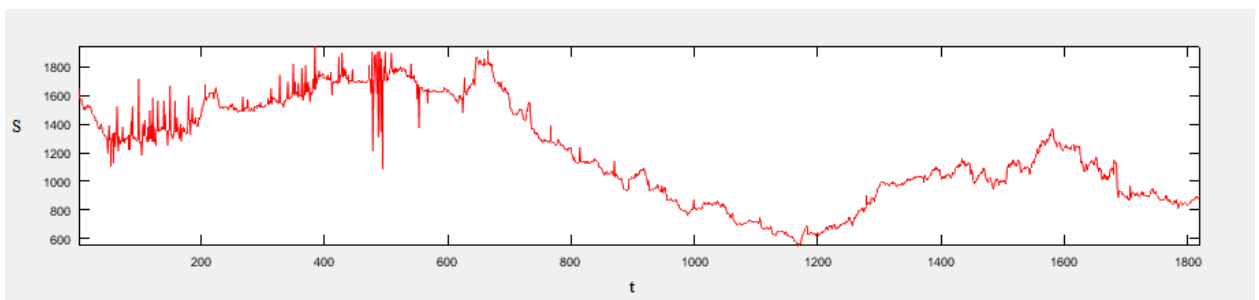


Рисунок 2.4 – Зображення вхідного сигналу

На рисунку показник  $S$  відображає значення вхідного сигналу,  $t$  – період часу, в який відбуваються обчислення.

Усі вейвлет-перетворення будуються на основі єдиної базисної функції «материнського вейвлета» -  $\psi^{(t)}$ , яка має солітиноподібний (знакозмінний) вигляд та належить простору  $L2(R)$ , тобто всій числовій осі [39, 54].

Алгоритм вейвлет-розкладання Добеші має наступні кроки [21,54]:

1) спочатку необхідно обрати базисну функцію, за якою буде відбуватися розкладання сигналу, тобто визначити, в яких часових межах знаходиться ряд, в даному випадку даний ряд належить всій площині координат;

2) після відображення початкових даних та визначення базису необхідно розкласти початковий сигнал на компоненти вейвлет-перетворення із зазначенням відповідних коефіцієнтів:

$$c_{mk} = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{mk}(t) dt \quad (2.6)$$

де  $s(t)$  – вхідний ряд даних на інтервалі часу  $t$ ;

$\psi_{mk}(t)$  – материнський (вхідний) вейвлет;

$m$  – параметр масштабу;

$k$  – параметр зрушення.

Виконуючи зрушення та масштабування сигналу з урахуванням розрахованих коефіцієнтів отриману функцію необхідно розтягнути чи зсунути по осі часу  $t$ .

Після цього завдяки розрахованим коефіцієнтам отриманий сигнал перетворюють в початковий з урахуванням проведених зрушень, що допомагає відслідкувати тенденції розвитку сигналу на певному проміжку часу:

$$s(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{mk} \psi_{mk}(t) \quad (2.7)$$

де  $c_{mk}$  – коефіцієнти деталізації та апроксимації;

$\psi_{mk}(t)$  – материнський (вхідний) вейвлет;

$m$  - параметр масштабу;

$k$  - параметр зрушення.

У сімействі функцій Добеші стандартним розкладанням сигналу є рівень 4, оскільки саме на даному рівні є можливість прибрати більшість неважливих викидів, зберігши при цьому якість вихідного сигналу.

Розкладання першого рівня вейвлету Добеші 4 порядку представлено на рис.2.5.

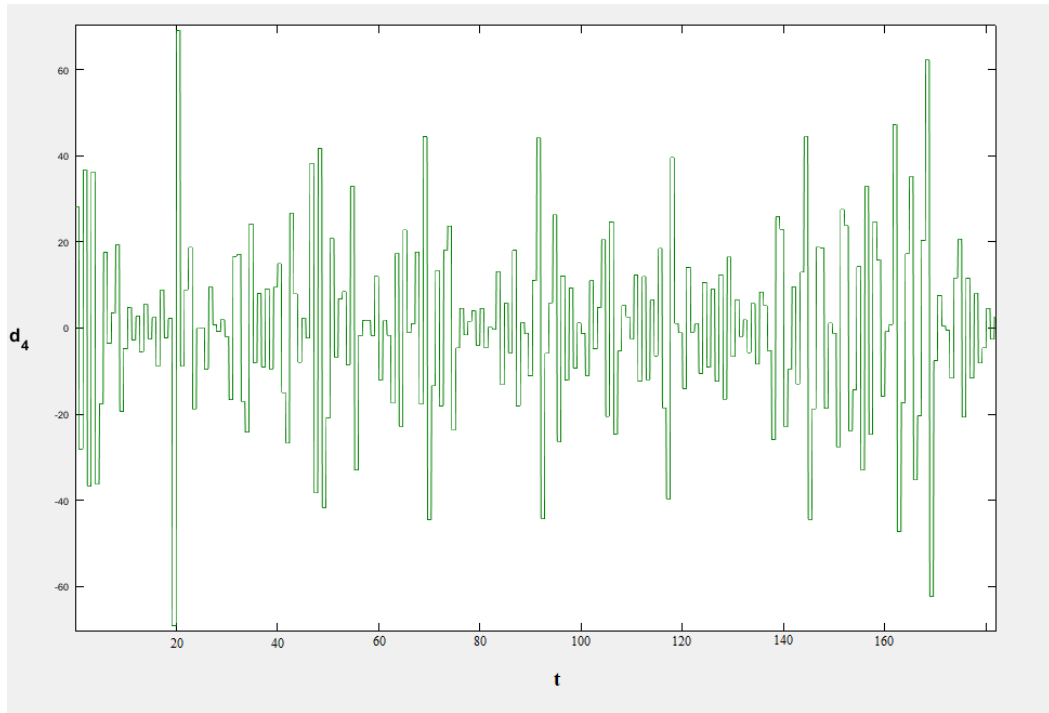


Рисунок 2.5 – Розкладання сигналу першого рівня вейвлету Добеші за деталізуючими коефіцієнтами

З рисунку 2.5 видно, що додавання деталізуючих коефіцієнтів відобразило рівень «зашумленості» ряду і досить значні коливання. Після проведення розкладання сигналу можна відобразити графік апроксимуючих коефіцієнтів для розуміння вигляду «чистого» сигналу та проведення подальшого аналізу (рис.2.6).

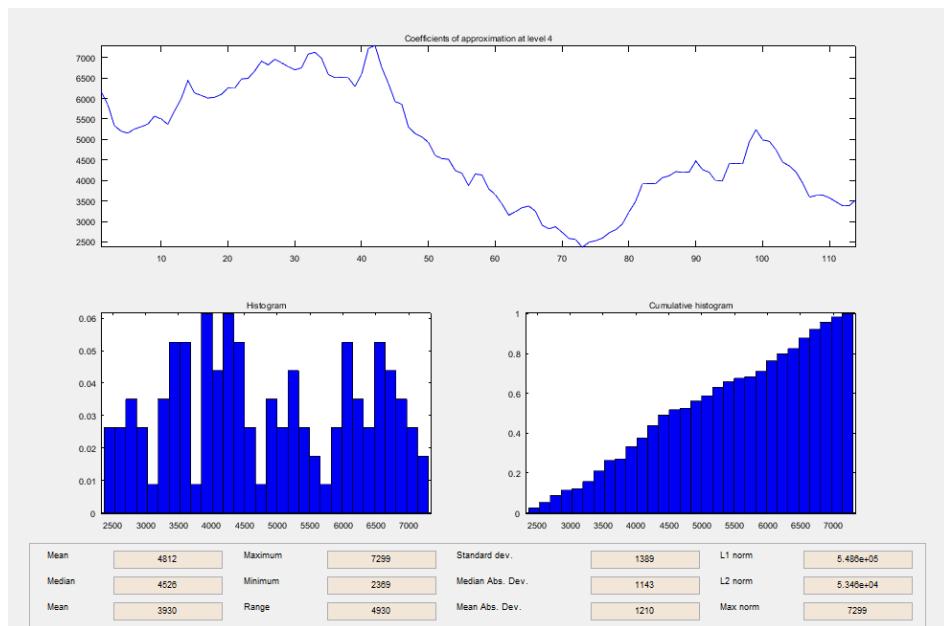


Рисунок 2.6 – Статистичні параметри апроксимуючих коефіцієнтів

Після подальшого 3-рівневого згладжування можна побачити, що динаміка ряду стабілізувалась, а аномальні значення були усунені, і їх вплив нейтралізовано (рис.2.7).

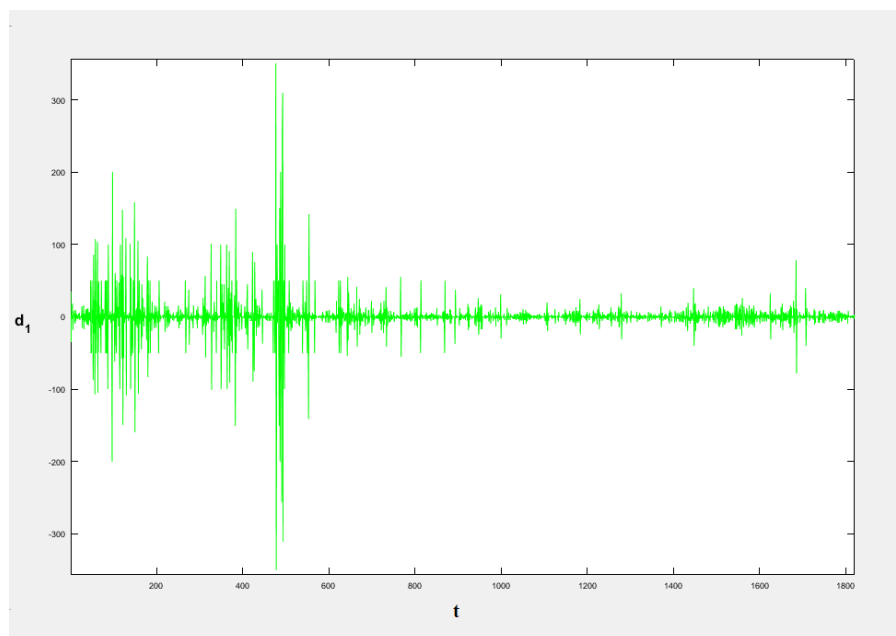


Рисунок 2.7 – Четвертий рівень розкладання сигналу за вейвлетом Добеші

З рисунку 2.7 можна побачити, що ряд згладжено, залишено лише ті коливання, які містять корисну інформацію і мають істотний вплив на

розвиток ряду. Для того, щоб мати змогу проаналізувати коефіцієнти згладжування та рівень проведеної деталізації необхідно переглянути статистичні параметри деталізуючих коефіцієнтів.

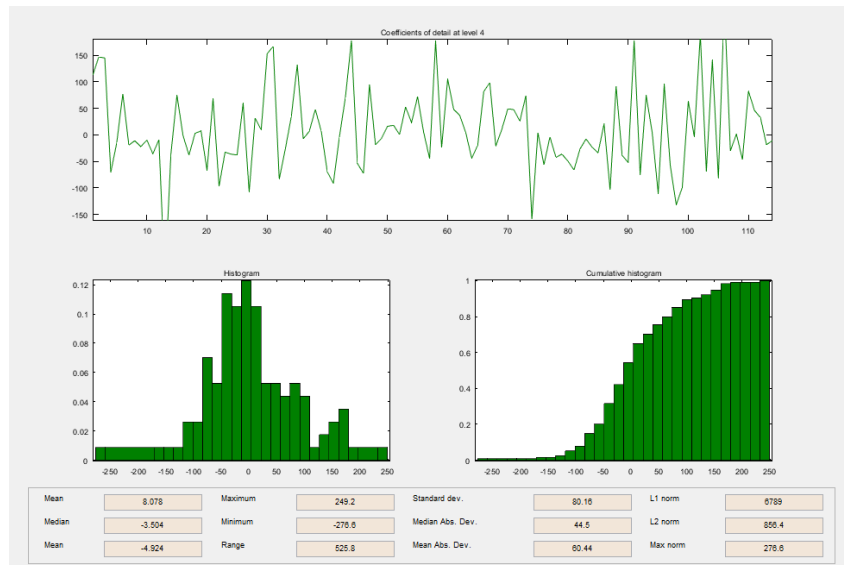


Рисунок 2.8 – Параметри деталізуючих коефіцієнтів

Як можна побачити, при проведенні деталізації одразу відображується рівень «зашумленості» ряду, тобто можна спостерігати, що ці коливання не були відображені на початковому графіку, але вони наявні в ряді, а тому їх аналіз є важливим для розуміння тенденцій розвитку ринку. Так, протягом всього досліджуваного періоду можна спостерігати «стрибки», що обумовлюються поведінкою ринку та змінами на ньому. Якщо проаналізувати ряд фондового індексу не усереднено по днях, а детально, то можна побачити, що 15-секундні значення відрізняються один від одного значною мірою. Це пов'язано зі специфікою проведення торгівлі, оскільки поведінка трейдерів є основним чинником миттєвого впливу на біржу. Усі ці спади та піки враховуються в сигналі, навіть коли в усередненому результаті без аналізу їх помітити неможливо [33].

Показник L2 дорівнює 856,4 і відображує поріг значень. Якщо на даних рівнях деталізації при наявному рівні зашумленості, знаходять значення менші за даний показник, то вони будуть видалятися, оскільки жодних потрібних

даних вони не містять і пов'язані швидше за все з короткостроковими та імпульсивними подіями.

Графіки згладжування ряду на всіх рівнях вейвлет-перетворення наведені в додатку Г на рис.Г.1 – Г.5.

Для отримання сигналу, на основі якого можна робити прогноз, крім згладжування ряду необхідно провести усунення «зашумленості» та стиснення сигналу з відкиданням коефіцієнтів, що не містять важливу інформацію.

Вейвлет-перетворення є ефективним інструментом для зниження «зашумленості» сигналів. При цьому висувається припущення, що «зашумлений» сигнал має вигляд [55]:

$$s(n) = f(n) + \sigma e(n) \quad (2.8)$$

де  $f(n)$  – корисний сигнал

$\sigma$  – рівень шуму

$e(n)$  – гаусівський білий шум.

В даному випадку гаусівський білий шум означає стаціонарну випадкову послідовність з нульовим математичним сподіванням. Білий шум відображає той факт, що такий сигнал має постійний спектр на всіх частотах, аналогічно до білого світла, який має рівномірний спектр у всій видимій площині. Відповідно, ціль «знешумлення» полягає у отриманні корисного сигналу та пригніченні шумової частини [54].

При проведенні вейвлет-аналізу сигнал розкладається на апроксимуючі коефіцієнти, які представляють собою згладжений сигнал, а також деталізуючі коефіцієнти, що відображують коливання. Саме деталізуючі коефіцієнти включають найбільший рівень зашумленості, тому при обробці шумів працюють саме з ними. Шуми представляють собою менший за модулем сигнал, ніж основний. Саме тому найефективніший спосіб видалення шуму полягає в тому, щоб надати коефіцієнтам, менших деякого порогового

значення, нульового значення. Ця процедура має назву трешолдингу, тобто порогової обробки. Найбільш застосованими є м'який та жорсткий трешолдинг. Суттєва відмінність між ними полягає в тому, що при жорсткій обробці зберігають всі коефіцієнти, що є рівними пороговому значенню –  $\tau$  чи більші за нього. Усі значення, менші за нього, видаляються. При м'якій обробці відбувається не лише аналогічне попередньому видалення коефіцієнтів, але і зменшення по модулю всі інших на величину  $\tau$ . М'яка обробка найчастіше застосовується в аналізі зображень, оскільки при її виконанні є досить високим рівень ризику втрати коефіцієнтів, що містять важливу інформацію для аналізу фінансових показників [54].

В даному випадку використано жорсткий трешолдинг. Перед його використанням необхідно провести оцінку шуму вейвлет-коефіцієнтів. Для цього необхідно використати функцію  $STDC = wnoisest(C,L,S)$ . Вона дозволяє знаходити оцінки стандартного відхилення вейвлет-коефіцієнтів, отриманих при дискретному розкладенні. При оцінці використовується медіана абсолютного відхилення, поділена на 0.6745 – значення, що дозволяє усувати гаусівський білий шум в одномірній моделі. Лістинг функції наведено в додатку Г.

Отримані коефіцієнти на всіх рівнях розкладення для проведення трешолдингу:

$$I_1 = 3,858 ;$$

$$I_2 = 36,162 ;$$

$$I_3 = 16,162 ;$$

$$I_4 = 14,281 .$$

На першому рівні можна побачити, що коефіцієнт має найменше значення. Це пов'язано з тим, що на першому рівні видаляються ті значення, що мають найбільше відхилення від порогового значення. З посиленням проведення деталізації збільшується і показник трешолдингу, оскільки все більше аномальних значень видаляються. На графіку 2.9 відображено оригінальний – червоний колір та знешумлений сигнал – чорний колір. Як



можна побачити, під час процедури було видалено різкі піки, що представляли собою найменш значимі коливання.

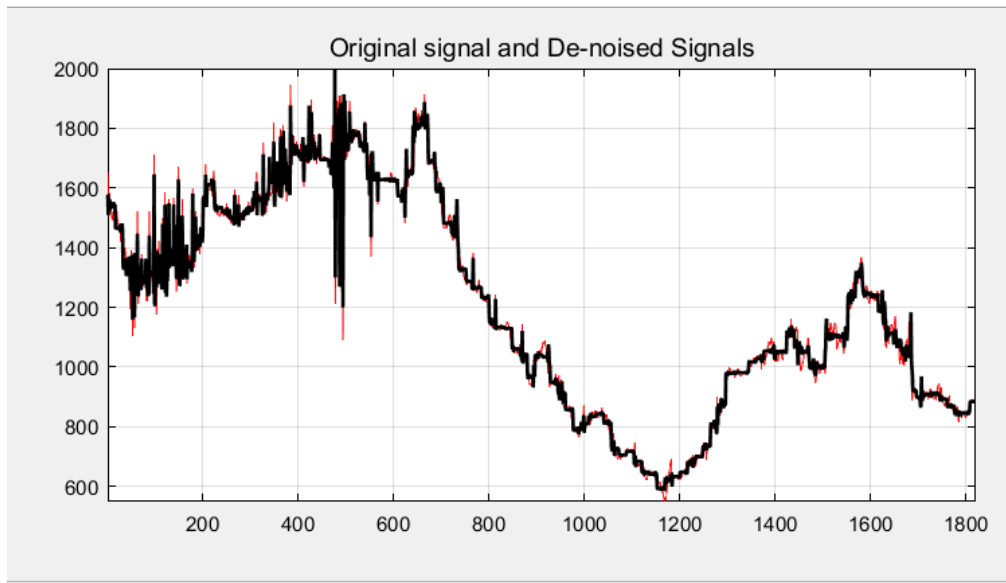


Рисунок 2.9 – Вхідний та «знешумлений» сигнали

В даному випадку при «знешумленості» було усунуто 88,65 % коефіцієнтів при збереженні 99,96 % енергії. Це демонструє той факт, що вейвлет-перетворення дозволяє отримати більш інформативний сигнал, не змінюючи при цьому його властивостей і надаючи повну інформацію про тенденції розвитку того чи іншого явища.

Відобразимо графік отриманих значень на рис.2.10 та проаналізуємо отриманий ряд відповідно до розвитку фондового ринку в реальних умовах.

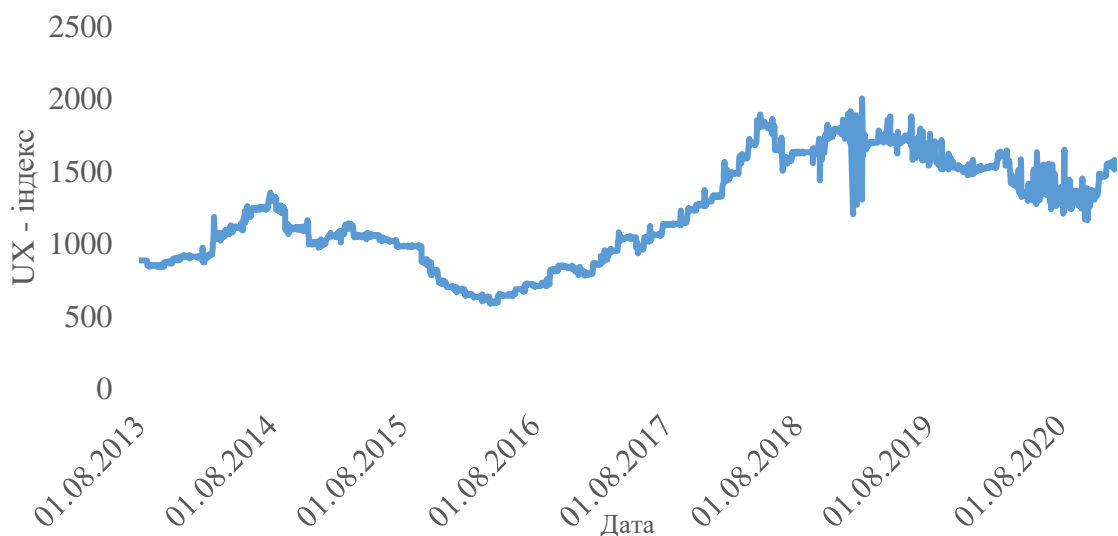


Рисунок 2.10 – Графік синтезованого згладженого сигналу

Як можна побачити, графіки початкових та згладжених значень не перший погляд не відрізняються, оскільки коефіцієнт збереження енергії був високим. Аналіз допоміг відкинути значення, що не мають суттєвого впливу, зберігши при цьому тенденцію розвитку ряду. Так, можна спостерігати, що в період 2014 – 2015 років торгівля на ринку була монотонно низькою. Це пов'язано з тим, що під час політично нестабільної ситуації вкладення відбувалися дуже повільно, а ціна на цінні папери та акції була низькою. Іноземні інвестори не були активними учасниками інвестування, оскільки ризик втрати коштів був високим. Значні коливання можна спостерігати у 2018 – 2019 роках, що також пов'язано з подіями, як всередині країни, так і на міжнародному рівні. Велику роль в даному випадку відіграв курс долара, який мав одна з найвагоміших стрибків в той час, а також санкції проти Російської Федерації, посилення агресії, що, безумовно, вплинуло на цінові позиції цінних паперів українських компаній. Загалом тенденція до різких коливань залишається і в 2020 році, що пов'язано з розвитком пандемії та світовим спадом економічного розвитку. Оскільки більшість підприємств та компаній зазнало збитків, а рівень заощаджень більшості населення різко впав, то про поживлення та стабільність торгівлі на українській біржі говорити не можна [52, 53, 57].

Отже, після виконання вейвлет-аналізу, необхідно визначити показник Херста для синтезованого сигналу для того, щоб мати змогу оцінити отриманий ряд. Аналогічно до першого випадку проводимо R/S аналіз та отримуємо розрахунки наведені в табл.2.2.

Таблиця 2.2 – Проміжні розрахунки аналізу

n	Ln(R/S)	Ln(n)
10	0,1298	2,302585
13	0,4978	2,564949
14	0,6133	2,639057
20	0,6908	2,995732
26	0,8231	3,258097
28	0,8629	3,332205
35	0,8854	3,555348
52	0,8943	3,951244

Продовження табл.2.2

65	1,1123	4,174387
70	1,2508	4,248495
91	1,5173	4,51086
130	1,586	4,867534
140	1,643	4,941642
182	1,889	5,204007
260	1,9915	5,560682
364	2,1466	5,897154
455	2,2709	6,120297
910	2,565	6,813445

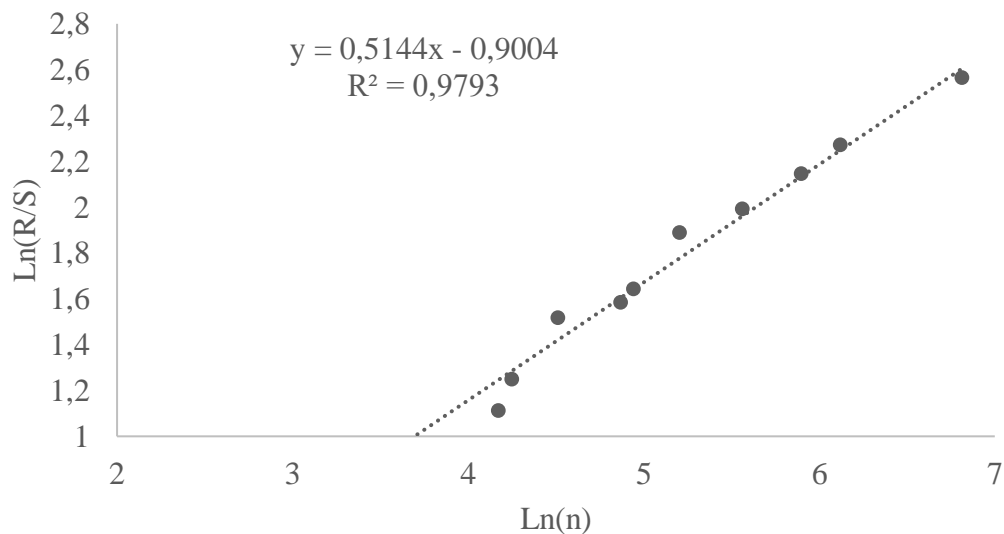


Рисунок 2.11 – Представлення отриманого рівняння регресії

Коефіцієнт детермінації  $R^2 = 0,9793$ , що свідчить про те, що модель досить чітко описує вхідні показники. Проаналізуємо отримані результати за допомогою пакету «Аналіз даних» (рис.2.12).

вывод итогов								
<b>Регрессионная статистика</b>								
Множественный R	0,989608496							
R-квадрат	0,979324976							
Нормированный R-квадрат	0,978032787							
Стандартная ошибка	0,101543281							
Наблюдения	18							
<b>Дисперсионный анализ</b>								
	df	SS	MS	F	значимость F			
Регрессия	1	7,814535643	7,814535643	757,8805989	6,62E-15			
Остаток	16	0,164976608	0,010311038					
Итого	17	7,979512251						
<b>Кoeffициенты</b>								
Y-пересечен	-0,900430639	0,083377619	-10,79942861	9,32494E-09	-1,07718	-0,72367798	-1,077183294	-0,72367798
Переменная	0,514410247	0,018685693	27,52963129	6,61752E-15	0,474798	0,554022147	0,474798346	0,554022147

Рисунок 2.12 – Результати проведення регресійної статистики

Рівні значущості та табличні значення залишаються аналогічними до попереднього аналізу. Критерій Фішера дорівнює 757,88, тобто перевищує табличне значення, що підтверджує адекватність моделі.

Показник Херста в даному випадку дорівнює 0,5144, що є більшим за 0,5. Це свідчить про те, що сигнал, отриманий за допомогою вейвлет-перетворень, є персистентним, тобто він враховує усі минулі події для функціонування у майбутньому. Зважаючи на це, є можливість побудови ARIMA-моделі, яка дозволяє описувати ряди з наявною довготривалою пам'яттю.

## 3 ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ UX-ІНДЕКСУ З ВИКОРИСТАННЯМ ARIMA – МОДЕЛІ

### 3.1 Побудова ARIMA – моделі.

Проведення вейвлет-аналізу дозволяє отримувати якісні результати при прогнозуванні поведінки часових рядів. Для отримання прогнозованих значень вчені використовують дуже багато моделей, які є більш ефективними в тому чи іншому випадку. Більшість економічних показників описуються ARIMA – моделлю (модель проінтегрованого ковзного середнього), оскільки вона дозволяє врахувати значний рівень коливань, що наявні в часових рядах даного типу. Стандартно модель ARIMA застосовується з трьома параметрами –  $p$ ,  $q$ ,  $d$ , що відображають сезонність, тенденцію та шум.  $P$  – представлення авторегресійної моделі, тобто параметр, що описує лінійну залежність між досліджуваними значеннями. Він описує, як попередні значення впливають на майбутні показники та з якою імовірністю [26б 64].

Параметр  $d$  – це інтегрована частина, яка відображує те, що ряд швидше за все буде розвиватися так само і в майбутньому, якщо протягом попереднього періоду були відсутні різкі коливання.

Показник  $q$  відображує похибку моделі, яку розраховує як лінійну комбінацію помилок, що відбулися в минулому [64].

Зміна значень даних параметрів дозволяє отримати ту модель, яка буде найточніше описувати вхідні параметри, що дозволить мати якісний прогноз.

Під час виконання прогнозу UX-індексу з урахуванням вейвлет-перетворень необхідно використовувати модель з інтегрованим параметром  $d=1$ , оскільки ряд має довготривалу пам'ять.

Зазначена модель дозволяє виконувати такі перетворення, які дозволять отримати стаціонарний ряд, для якого можна висувати гіпотези та виконувати перевірки, при цьому не врахувавши перетворені дані в отриманому

вихідному ряді. Тобто прогноз буде побудований саме на вхідних значеннях, що підтверджує доцільність проведених розрахунків та наближення їх до реальності.

Стаціонарність – це процес, який свідчить про те, що основні показники ряду залишаються сталими і обмеженими під час зміни часу, для якого вони існують. Тобто існує і математичне сподівання, і дисперсія, які не змінюються протягом певного часу. Для дослідження ряду на стаціонарність зазвичай використовується аналіз автокореляційних функцій та часткових автокореляцій, які дозволяють визначити стаціонарність навіть візуально. Якщо ряд не пройшов дану перевірку, то необхідно виконувати взяття послідовних різниць та оцінювати зазначений параметр  $d$  [64].

Реалізація ARIMA-моделі була виконана за допомогою пакету STATISTICA, що дозволяє працювати з даними на усіх рівнях та отримувати їх візуальне представлення [24].

Найпершим кроком є побудова графіку вхідної змінної (рис.3.1).

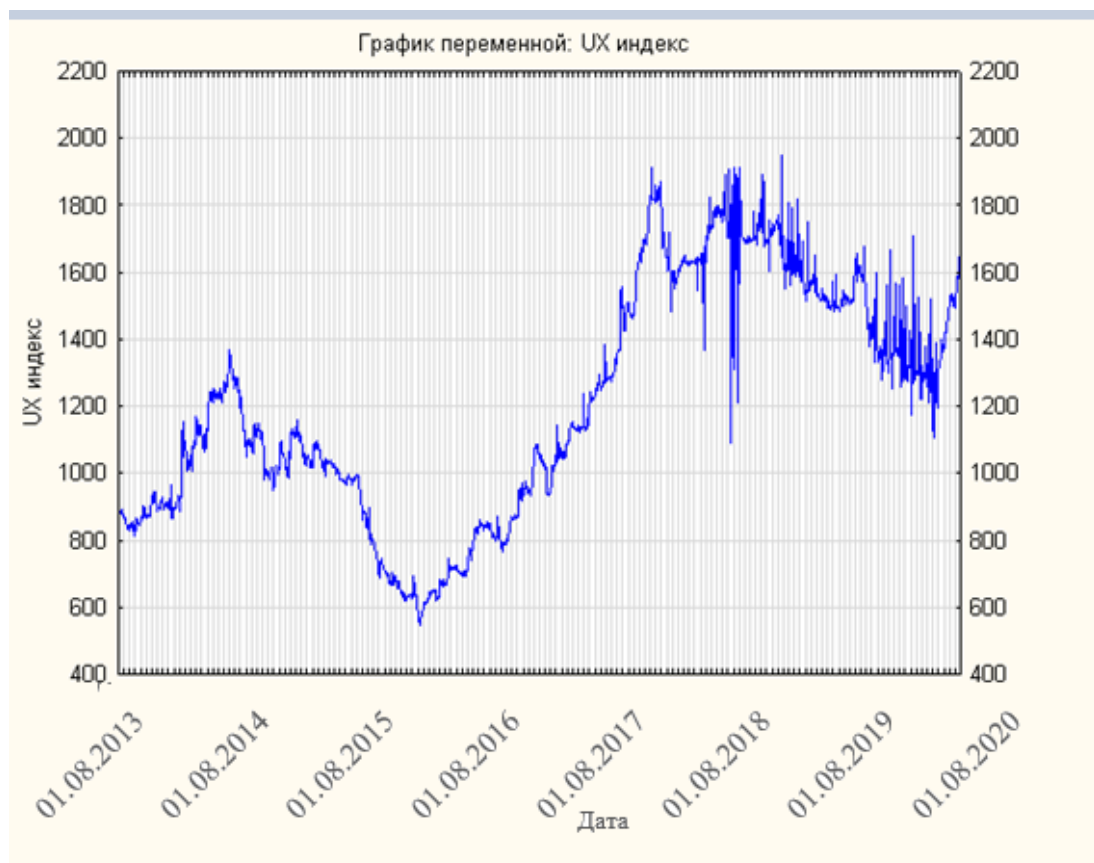


Рисунок 3.1 – Графік змінної UX-індексу

Як можна побачити з рисунку 3.1 коливання показників мають значну амплітуду, тому для її зменшення та додаткового згладжування необхідно виконати логарифмування змінної.

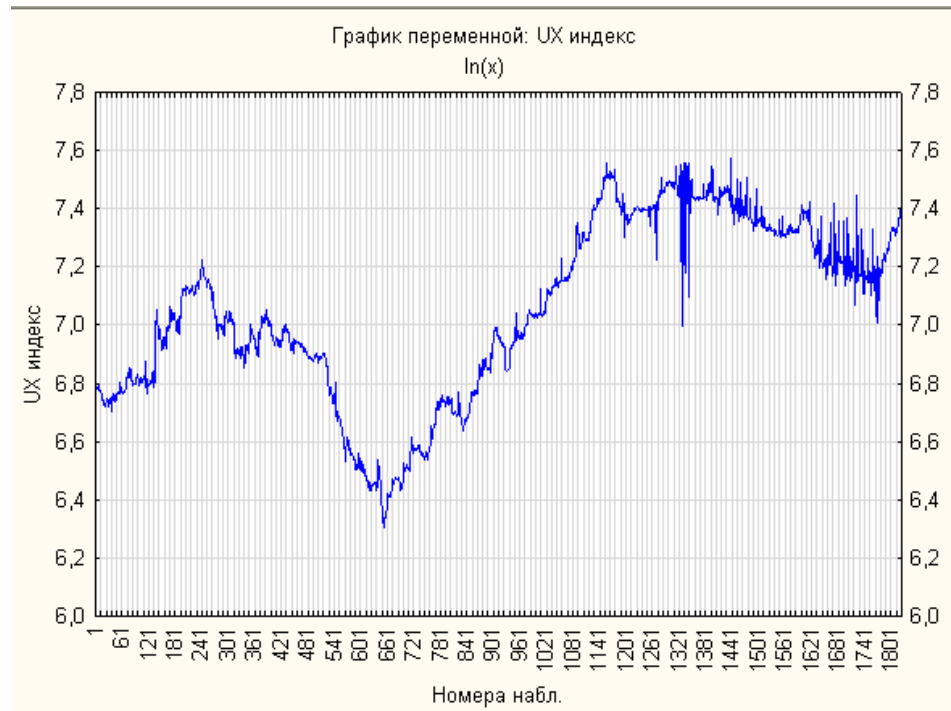


Рисунок 3.2 – Графік прологарифмованої змінної UX-індексу

Рисунок 3.2 відображає, що амплітуда коливань зменшилася незначною мірою, але згладжування відбулося, тому можна проводити подальший аналіз.

Для візуальної оцінки стаціонарності ряду необхідно дослідити корелограми (рис.3.3, рис.3.4).

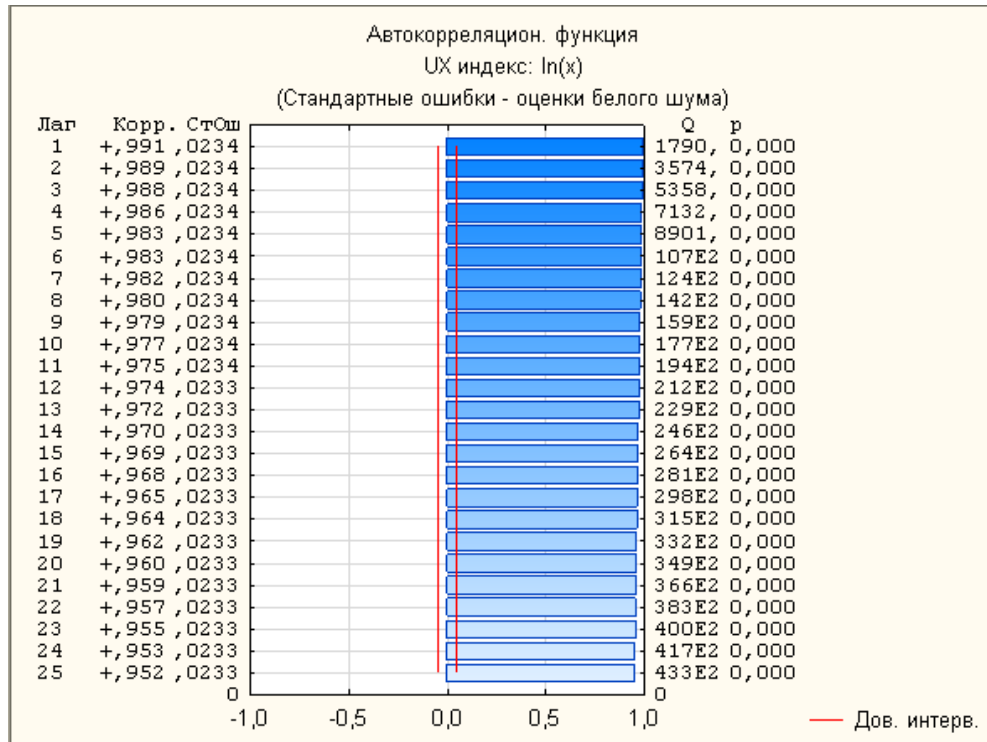


Рисунок 3.3 – Автокореляція прологарифмованої змінної UX-індексу

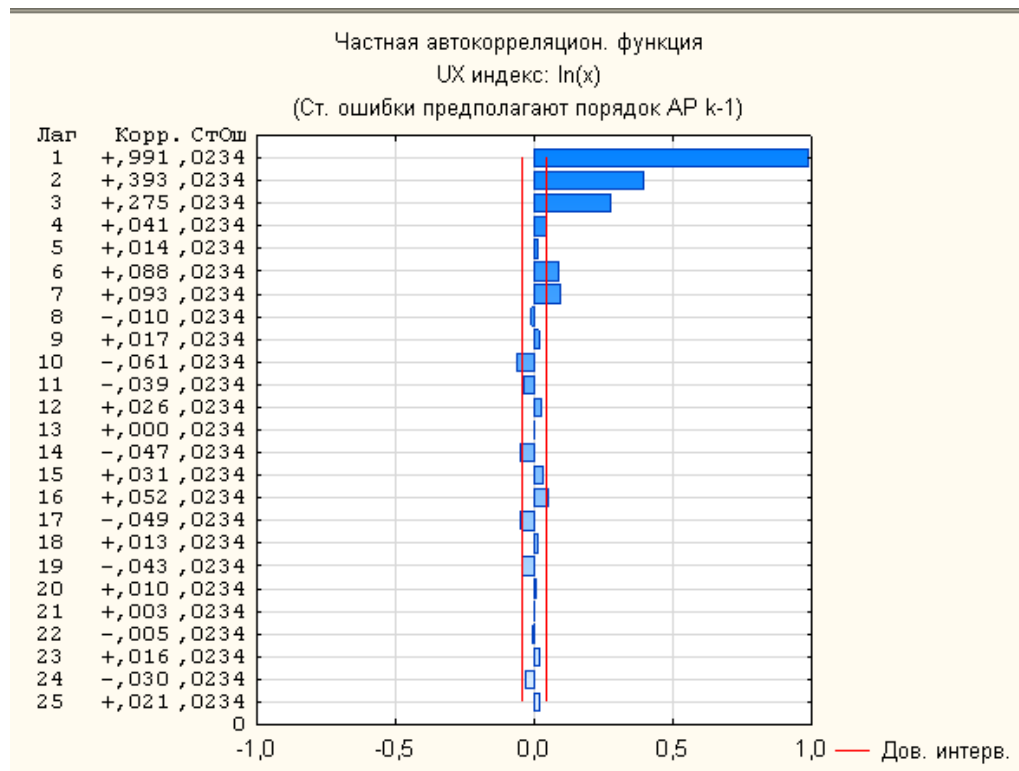


Рисунок 3.4 – Часткові автокореляції прологарифмованої змінної UX-індексу



З графіку 3.3 видно, що ряд має тренд, він монотонно спадає. Рівні ряду є кореляційно залежними. Графік часткової автокореляції свідчить про те, що більшість коефіцієнтів є статистично незначущими. Ці дві умови є підтвердженням того, що ряд є нестационарним.

Але візуального представлення недостатньо для того, щоб мати змогу робити узагальнені висновки про тенденцію ряду. Для підтвердження чи спростування отриманих вище результатів необхідно провести даткові тести .

Необхідно провести оцінку отриманих результатів за допомогою методу Фостера-Стюарта для дослідження стаціонарності. Даний метод дозволяє провести оцінку не лише самого ряду, але й дисперсії рівнів. Якщо тренд присутній, то дисперсія змінюється: зростає чи спадає, в іншому випадку – залишається постійною [13,18].

Основою методу є послідовне співставлення рівнів ряду та їх порівняльний аналіз. Визначення значень  $k_t$  і  $l_t$  здійснюється за таким принципом: якщо той чи інший рівень вхідного ряду перевищує кожен з попередніх, то величина  $k_t$  набуває значення 1, якщо ж не перевищує чи дорівнює йому, то 0.

Алгоритм виконання даного методу є доволі простим [54, 64]:

- 1) порівняння рівнів ряду ( $y_t, t = \overline{1, n}$ ) за принципом:

$$k_t = \begin{cases} 1, \text{якщо } y_t > \text{попередніх рівнів} \\ 0, \text{в іншому випадку} \end{cases} \quad (3.1)$$

$$l_t = \begin{cases} 1, \text{якщо } y_t < \text{всіх попередніх рівнів} \\ 0, \text{в іншому випадку} \end{cases}, t = \overline{2, n} \quad (3.2)$$

- 2) Розрахунок  $S$  – зміна ряду (може варіюватися від 0 до  $n - 1$  ( у випадку наявності монотонності) і  $d$  – зміна дисперсії ряду (від  $(n - 1)$  (при спаданні) до  $(N - 1)$  (при зростанні)):

$$S = \sum_{t=2}^n (k_t + l_t), \quad (3.3)$$

$$d = \sum_{t=2}^n (k_t - l_t), \quad (3.4)$$

Останнім етапом є перевірка двох основоположних гіпотез методу. Перша полягає у визначенні випадковості  $S$  від математичного очікування  $\mu$ . Для даного визначення необхідно провести розрахунок  $t$ -критерію ( $t_S$ ) та порівняти його з табличним (рівень значущості – 0,05 і ступені свободи  $k = n - 2$ ). Якщо  $t_S > t_{\text{табл}}$ , то можна робити висновок про наявність тренду.

Друга має на меті визначити, чи наявне випадкове відхилення величини  $d$  від 0. В даному випадку визначається показник  $t_d$  та відбувається аналогічне порівняння з табличним значенням. У випадку, коли  $t_d < t_{\text{табл}}$ , то тренд дисперсії рівнів відсутній.

Усі розрахунки методу були проведені за допомогою MS Excel. Основні формули, що були використанні при обчисленнях, наведено в додатку Г на рис. Г.1.

Результати представлені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Підсумки аналізу ряду на стаціонарність на основі методу Фостера-Стюарта

S	58
d	14
Стандартне відхилення S	3,404519
Стандартне відхилення d	3,764131
Критерій Стьюдента для S	12,874451
Критерій Стьюдента для d	3,719317955
Табличний критерій t-Стьюдента	1,961

Отриману результати свідчать про наявність тренду, оскільки розраховані значення критерію  $t$  значно перевищують табличні. Ряд є нестационарним, тому, відповідно, потребує додаткових перетворень.

Для зниження рівня залежностей необхідно провести процедуру взяття перших різниць, яка полягає у представленні кожного елементу ряду як різниці між двома послідовними значеннями.

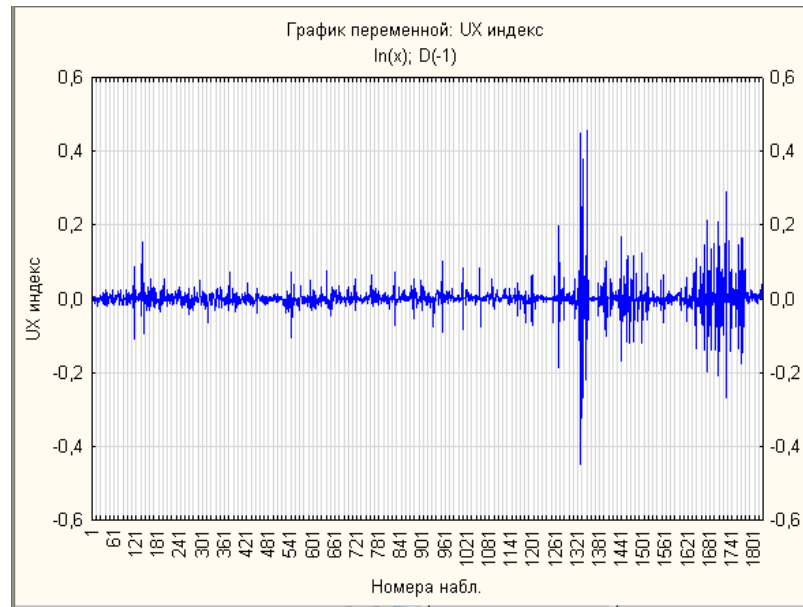


Рисунок 3.5 – Графік змінної після взяття перших різниць

Представимо корелограми отриманої змінної та дослідимо їх (рис.3.6, рис.3.7).

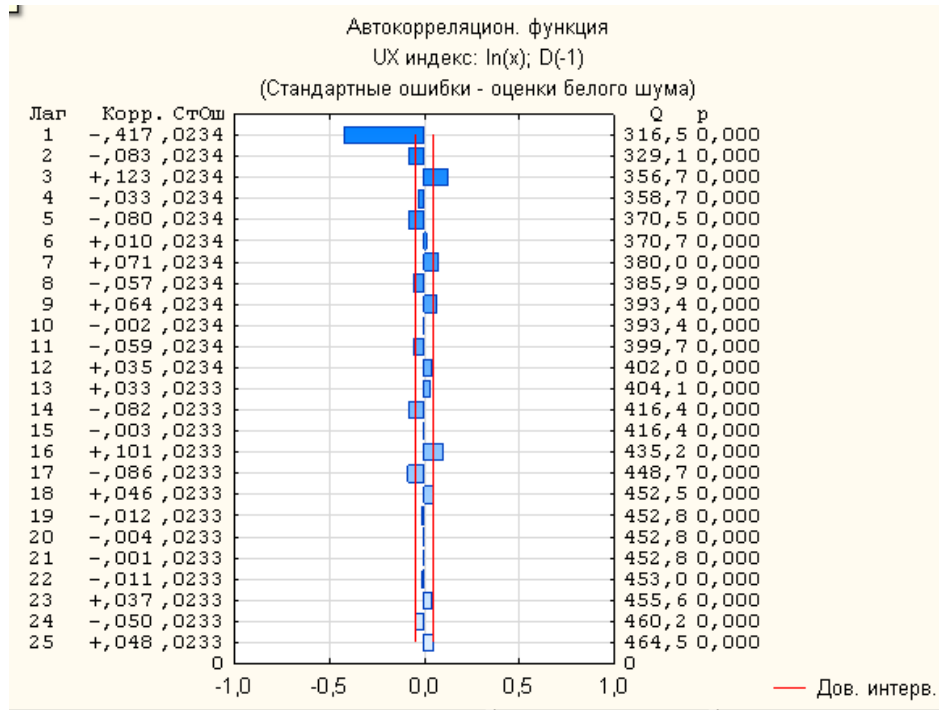


Рисунок 3.6 – Автокорреляція функції після взяття перших різниць

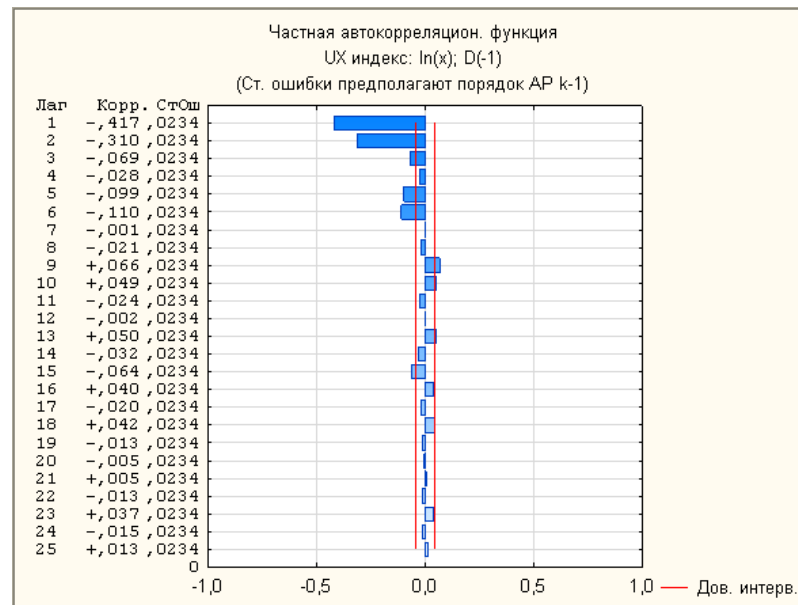


Рисунок 3.7 – Часткові парні кореляції після взяття перших різниць

Як можна побачити з отриманих графіків отримані автокорреляції досить непогано описують ряд та в більшості випадків наближаються до нуля, що свідчить про те, що ряд є стаціонарним.

Проведений аналіз дозволяє зробити висновок, що модель з лагом 1 може використовуватись для перетвореного ряду. Перед початком побудови

моделі необхідно визначити, модель з якими параметрами покаже найкращий результат. Для цього необхідно провести оцінювання параметрів моделі ARIMA:  $d$ ,  $p$  та  $q$ . Оцінювання можна виконати за допомогою програмного пакету статистики.

Параметр	Исход.: UX индекс (Таблица) Преобразования: $\ln(x), D(1), D(12)$ Модель $(0, 1, 1)$ Сезонный лаг: 12 MS Остаток= ,00125					
	Парам.	Асимпт. Ст.ошиб.	Асимпт. t( 1806)	p	Нижняя 95% дов.	Верхняя 95% дов.
q(1)	0,593255	0,018948	31,30921	0,00	0,556092	0,630418
Qs(1)	1,000000	0,013368	74,80613	0,00	0,973782	1,026218

Рисунок 3.8 – Оцінка параметрів моделі ARIMA (0, 1, 1)

Як можна побачити з рисунку 3.8 параметри моделі ARIMA (0, 1, 1) є статистично значущими і мають точний опис вхідних даних.

Після процедури оцінювання ARIMA (1, 1, 0), отримуємо наступні результати.

Параметр	Исход.: UX индекс (Таблица) Преобразования: $\ln(x), D(1), D(12)$ Модель $(1, 1, 0)$ Сезонный лаг: 12 MS Остаток= ,00184					
	Парам.	Асимпт. Ст.ошиб.	Асимпт. t( 1806)	p	Нижняя 95% дов.	Верхняя 95% дов.
q(1)	0,599867	0,019316	31,0560	0,00	0,561984	0,637750
Ps(1)	-0,475531	0,020603	-23,0809	0,00	-0,515939	-0,435123

Рисунок 3.9 – Оцінка параметрів моделі ARIMA (1, 1, 0)

Модель ARIMA (1, 1, 1) – рис.3.10. , модель ARIMA (1, 1, 2) – рис.3.11 та модель ARIMA (2, 1, 2) – рис.3.12. Усі представлені моделі мають часткові статистично значущі параметри, тому використовувати їх для прогнозування недоцільно.

Параметр	Исход.: UX индекс (Таблица) Преобразования: $\ln(x), D(1), D(12)$ Модель $(1, 1, 1)$ Сезонный лаг: 12 MS Остаток= ,00125					
	Парам.	Асимпт. Ст.ошиб.	Асимпт. t( 1805)	p	Нижняя 95% дов.	Верхняя 95% дов.
q(1)	0,592848	0,019018	31,17315	0,000000	0,555549	0,630148
Ps(1)	0,018656	0,023568	0,79157	0,428717	-0,027568	0,064880
Qs(1)	1,000000	0,011912	83,95039	0,000000	0,976638	1,023362

Рисунок 3.10 – Оцінка параметрів моделі ARIMA (1, 1, 1)

Исход.: UX индекс (Таблица)						
Преобразования: $\ln(x), D(1), D(12)$						
Модель(1,1,2) Сезонный лаг: 12 MS Остаток= ,00125						
Параметр	Парам.	Асимпт. Ст.ошиб.	Асимпт. t( 1804)	p	Нижняя 95% дов.	Верхняя 95% дов.
q(1)	0,592497	0,019080	31,05296	0,000000	0,55508	0,629918
Ps(1)	-0,614958	0,215281	-2,85654	0,004332	-1,03718	-0,192732
Qs(1)	0,354312	0,208297	1,70100	0,089115	-0,05422	0,762840
Qs(2)	0,645688	0,208046	3,10358	0,001942	0,23765	1,053724

Рисунок 3.11 – Оцінка параметрів моделі ARIMA (1, 1, 2)

Исход.: UX индекс (Таблица)						
Преобразования: $\ln(x), D(1), D(12)$						
Модель(0,1,2)(1,1,2) Сезонный лаг: 12 MS Остаток= ,00125						
Параметр	Парам.	Асимпт. Ст.ошиб.	Асимпт. t( 1803)	p	Нижняя 95% дов.	Верхняя 95% дов.
q(1)	0,583145	0,024578	23,72582	0,000000	0,53494	0,631350
q(2)	0,015460	0,025573	0,60454	0,545562	-0,03470	0,065615
Ps(1)	-0,616110	0,209703	-2,93801	0,003345	-1,02740	-0,204823
Qs(1)	0,351699	0,202548	1,73637	0,082669	-0,04556	0,748953
Qs(2)	0,647176	0,201998	3,20388	0,001380	0,25100	1,043351

Рисунок 3.12 – Оцінка параметрів моделі ARIMA (2, 1, 2)

Для отримання більш точного прогнозу та найкращих результатів необхідно побудувати моделі ARIMA (0, 1, 1) та ARIMA (1, 1, 0), та провести їх верифікацію.

### 3.2 Прогнозування показників UX-індексу

Прогнозування відбувається з останнього спостереження і розраховується в даному випадку на 20 значень вперед, що означає, що прогнозування буде виконано на 20 днів вперед. Даний період є найкращим для короткострокового прогнозування, оскільки при правильній моделі дозволяє виключити велику похибку.

Прогнозы; Модель:(0,1,1)(1,1,1) Сезонный лаг: 12 (Таблица)				
Исход.:УХ индекс				
Начало исходных: 1 Конец исходн.: 1821				
Набл. N	Прогноз	Нижний 90,0000%	Верхний 90,0000%	
1822	1585,482	1495,880	1680,451	
1823	1580,242	1484,039	1682,681	
1824	1572,302	1470,221	1681,471	
1825	1573,800	1465,665	1689,914	
1826	1576,918	1462,945	1699,771	
1827	1568,324	1449,670	1696,889	
1828	1565,919	1442,407	1700,007	
1829	1573,020	1444,108	1713,440	
1830	1575,144	1441,410	1721,287	
1831	1581,418	1442,661	1733,521	
1832	1579,085	1436,210	1736,173	
1833	1579,724	1432,612	1741,942	
1834	1557,392	1408,003	1722,632	
1835	1552,507	1399,597	1722,122	
1836	1544,785	1388,783	1718,310	
1837	1545,979	1386,109	1724,288	
1838	1548,754	1384,943	1731,939	
1839	1540,137	1373,697	1726,743	
1840	1537,478	1367,878	1728,106	
1841	1543,914	1370,224	1739,622	

Рисунок 3.13 – Отримані прогнозовані значення моделі ARIMA (0, 1, 1)

Прогнозы; Модель:(0,1,1)(1,1,0) Сезонный лаг: 12 (Таблица)				
Исход.:УХ индекс				
Начало исходных: 1 Конец исходн.: 1821				
Набл. N	Прогноз	Нижний 90,0000%	Верхний 90,0000%	
1822	1619,199	1508,740	1737,746	
1823	1609,598	1491,647	1736,876	
1824	1614,281	1488,404	1750,804	
1825	1628,266	1494,137	1774,436	
1826	1649,804	1507,059	1806,070	
1827	1654,044	1504,429	1818,539	
1828	1657,761	1501,602	1830,161	
1829	1675,197	1511,398	1856,749	
1830	1686,979	1516,234	1876,951	
1831	1688,353	1511,893	1885,409	
1832	1680,141	1499,188	1882,936	
1833	1713,327	1523,527	1926,772	
1834	1702,256	1488,239	1947,050	
1835	1687,026	1465,011	1942,686	
1836	1683,364	1452,453	1950,985	
1837	1699,527	1457,385	1981,901	
1838	1721,040	1467,109	2018,922	
1839	1723,901	1461,172	2033,870	
1840	1733,183	1460,946	2056,150	
1841	1761,990	1477,301	2101,542	

Рисунок 3.14 – Отримані прогнозовані значення моделі ARIMA (1, 1, 0)

Якщо дослідити залишки кожної з моделі, то можна побачити, що модель ARIMA (0, 1, 1) точніше описує вхідні дані, тому основний прогноз необхідно робити саме за нею.

Необхідно побудувати графік вхідних та прогнозованих значень (рис.3.15).

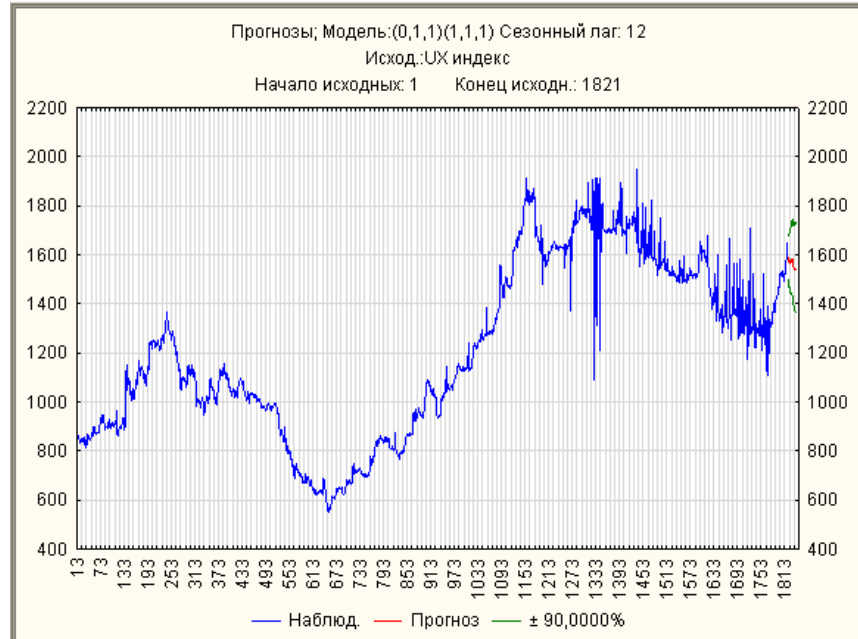


Рисунок 3.15 – Прогнозовані та фактичні дані

Для верифікації моделі та підтвердження її адекватності необхідно довести чи спростувати, що залишки розподілені за нормальним законом та є незалежними один від одного. На рисунках 3.16 – 3.19 представлені графіки розподілу залишків, на основі яких можна робити певні висновки.

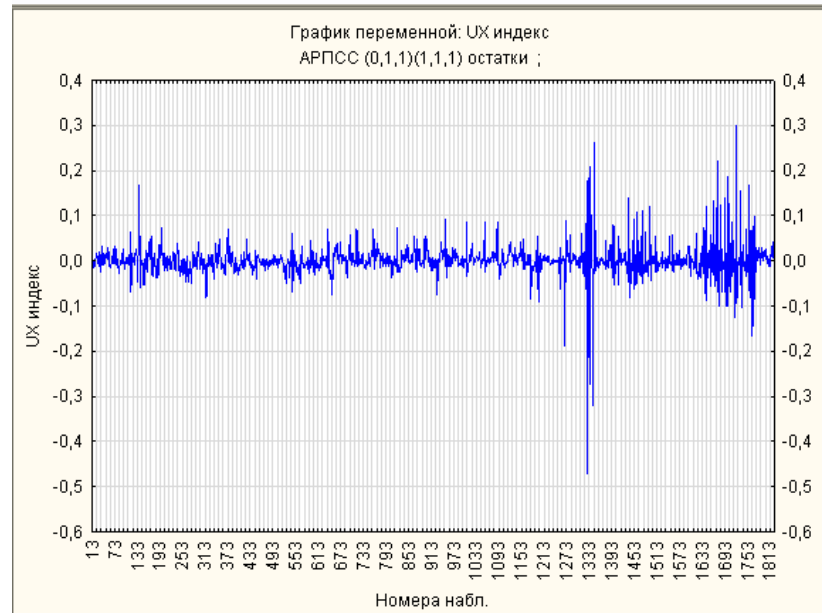


Рисунок 3.16 – Графік залишків змінної



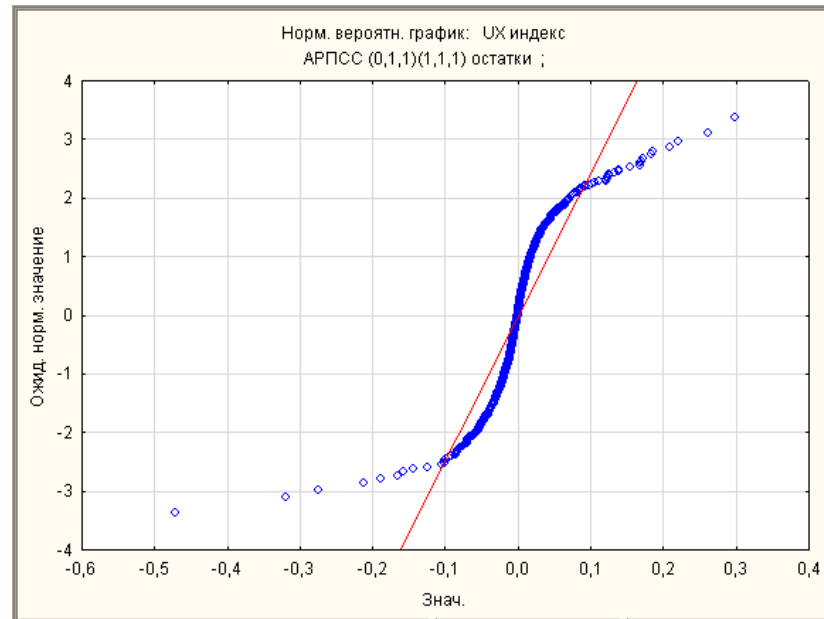


Рисунок 3.17 – Нормальний імовірнісний графік змінної

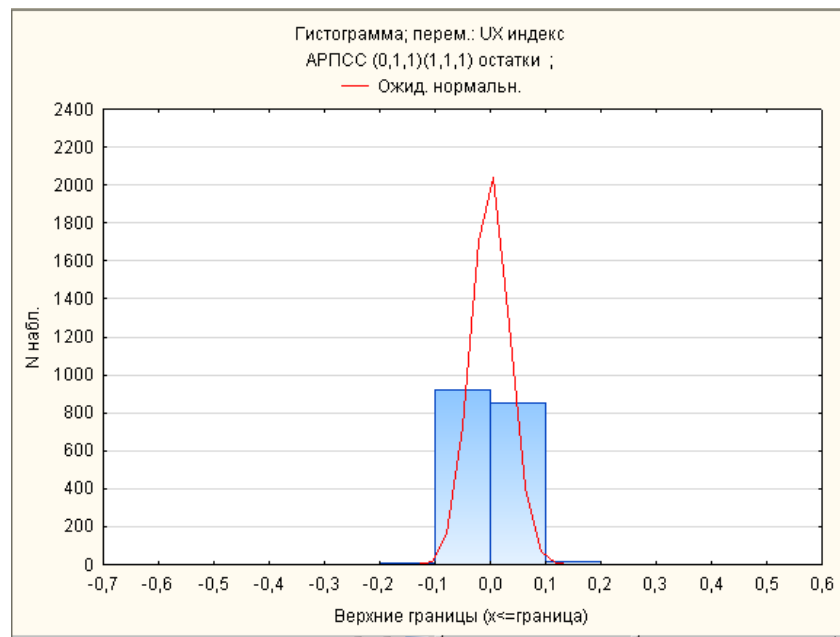


Рисунок 3.18 – Гістограма залишків змінної

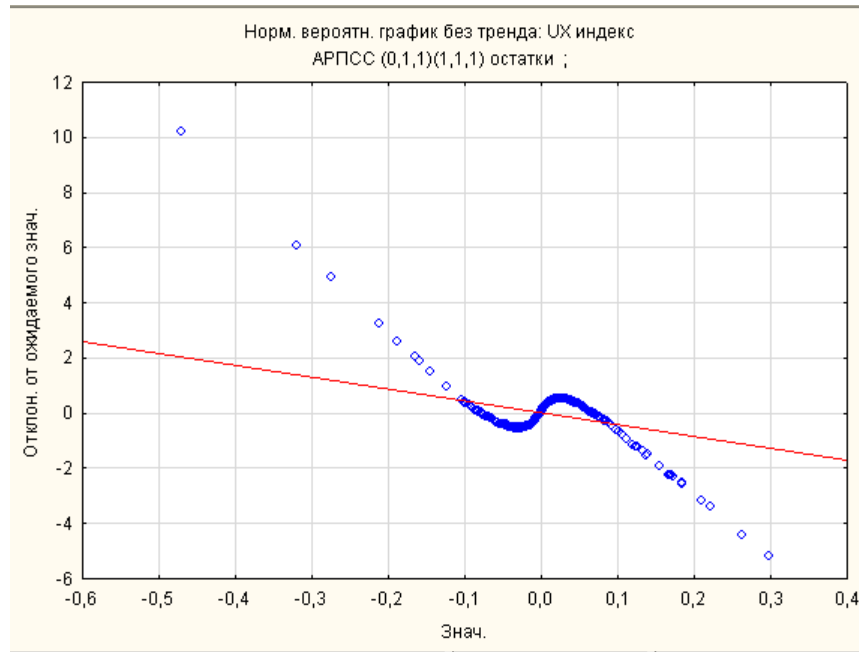


Рисунок 3.19 – Нормальный імовірнісний графік змінної без тренду

Як можна побачити з наведених вище графіків, залишки є білим шумом, наявні певні викиди, дані мають рівномірний розподіл, оскільки ряд не має тренду, та залишки розподілені за нормальним законом.

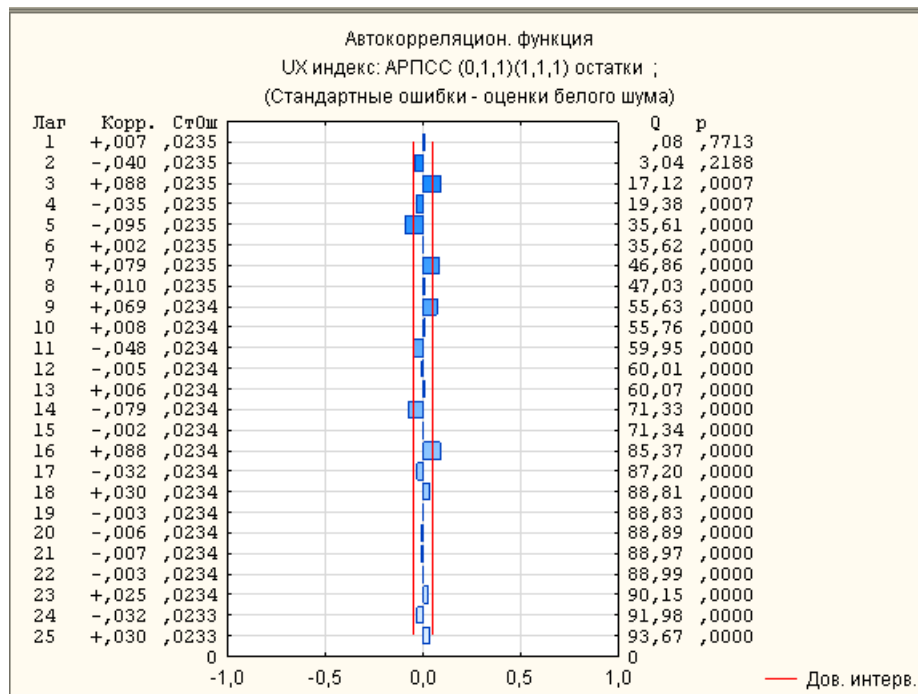


Рисунок 3.20 – Автокорреляція залишків змінної

З корелограми можна зробити висновок, що наявна автокореляція є незначною, значення функції наближається до 0. Отримані результати підтверджують успішну верифікацію моделі.

Порівняємо отримані значення з фактичними за досліджуваний період для підтвердження адекватності побудованої моделі.

Таблиця 3.2 – Порівняння фактичних та прогнозованих значень

Дата	Значення UX-індексу фактичне	Значення UX-індексу прогнозне	Нижній інтервал	Верхній інтервал	Відхилення прогнозованого значення від фактичного
01.01.2021	1665,46	1585,482	1495,88	1680,451	-0,800
02.01.2021	1670,43	1580,242	1484,039	1682,681	-0,902
03.01.2021	1681,58	1572,302	1470,221	1681,471	-1,093
04.01.2021	1689,1	1573,8	1465,665	1689,914	-1,153
05.01.2021	1689,1	1576,918	1462,945	1699,771	-1,122
06.01.2021	1689,1	1568,324	1449,67	1696,689	-1,208
07.01.2021	1677,95	1565,919	1442,407	1700,007	-1,120
08.01.2021	1637,46	1573,02	1444,108	1713,44	-0,644
09.01.2021	1615,65	1575,144	1441,41	1721,287	-0,405
10.01.2021	1631,91	1581,418	1442,661	1733,521	-0,505
11.01.2021	1621,97	1579,085	1436,21	1736,173	-0,429
12.01.2021	1631,68	1579,724	1432,612	1741,942	-0,520
13.01.2021	1576,05	1557,392	1408,003	1722,632	-0,187
14.01.2021	1567,13	1552,507	1399,597	1722,122	-0,146
15.01.2021	1627,1	1544,785	1388,783	1718,31	-0,823
16.01.2021	1617,08	1545,979	1386,109	1724,288	-0,711
17.01.2021	1631,68	1548,754	1384,943	1731,939	-0,829
18.01.2021	1567,13	1540,137	1373,697	1726,743	-0,270
19.01.2021	1627,1	1537,478	1367,878	1728,106	-0,896
20.01.2021	1617,08	1543,914	1370,224	1739,622	-0,732

Як можна побачити, похибка у прогнозованих значеннях все ж має коливання і варіюється в досить низьких межах. Усі прогнозовані значення знаходяться в межах інтервалів, що свідчить про можливість застосування даних моделей для короткострокових прогнозів динамічних рядів після використання вейвлет-перетворень.

Проведені дослідження дають змогу зробити висновок, що застосування вейвлет-перетворень є ефективним інструментом для прогнозування часових рядів, що мають різку динаміку. Вони дозволяють усунути аномальні

значення, виявити наявність пам'яті ряду (що є логічним для фондового ринку, оскільки події мають вплив на ринок ще певний час після їх настання) та спрогнозувати значення з урахуванням специфічних особливостей подібних систем.

Отримані результати свідчать про доцільність короткострокових прогнозів на фондовому ринку, оскільки дуже складно передбачити усі зміни, що будуть відбуватися в світі та одразу визначити, які з них матимуть на нього найбільший вплив.

## ВИСНОВКИ

Постійний розвиток та модифікація фондових ринків зумовлює підвищений інтерес до них з боку світових вчених. Щодня з'являються нові застосування усталених методів аналізу, а також виникають нові, нетрадиційні методи, що дозволяють поліпшувати вихідні результати для підвищення якості аналізу. Одним із таких методів є напрямок технічного аналізу – вейвлет-перетворення, які набули широкого застосування при дослідженні часових рядів, що відносяться до нелінійної динаміки.

У ході виконання даної кваліфікаційної роботи було досліджено взаємозв'язок фондових ринків а економіки, проаналізовано їх вплив один на одного та можливості використання даного впливу при побудові прогнозу. На прикладі значення UX – індексу було застосовано вейвлет-перетворення для побудови прогнозу. Завдяки проведеній підготовці ряду за допомогою обчислення показника Херста, було доведено наявність довготривалої пам'яті українського фондового ринку.

Було побудовано прогнозну модель ARIMA в програмному пакеті Statistica для короткострокового прогнозування з отриманням значень на 20 днів. Було виявлено, що реалізована модель дозволяє отримати досить точні прогнози, оскільки вихідні значення потрапили у довірчі інтервали.

Отже, з проведених досліджень, можна зробити висновок, що вейвлет-аналіз є потужним інструментом для підготовки часових рядів, що мають значні коливання протягом періоду свого існування, до прогнозування. Його застосування дозволяє відкинути шумову частину рядом, зберігши при цьому важливу інформацію, що прихована в показниках. Тобто застосування вейвлет-перетворень є доволі перспективним напрямком для прогнозування значень фінансових показників і має цінне практичне застосування.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЕЖЕРЕЛ

1. Abud N. Economic growth and raise of stock market development *The Review of Finance and Banking*. 2009. № 26. P. 1-15.
2. Angelhoni I. Stock Exchange , Risk , Management/ I. Angelhoni, E. Faia, M. Duca // *Journal of Economic Dynamics and Control*. 2016. № 52. P. 285–307.
3. Berthelemy A. Models of financial development and growth: A survey of recent literature. Theory and experiences from developing countries. London: Routledge, 2016. 34 p.
4. Berthold Herrendorf, Richard Rogerson. Structural transformations. URL: <https://www.nber.org/papers/w18996>.
5. Chandavarkar A. G. Markets of developing economies. Staff Papers: International Monetary Fund, 2017. 111 p.
6. Cutler, D. M., Poterba J. M., Summers, L. H. Speculative dynamics and stock market. *The Review of Economic Studies*. 2015. P. 529-546.
7. D. Blum, K. Federmair. The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. Vienna University of Economics and Business. 2018. 318 p.
8. Donald.B.Percival. Wavelet method of times serials 2000.122 p.
9. Elbourne A. Bubbles, rational expectations and speculative markets, in Crisis in Economics and Financial Structure: Bubbles, Bursts, and Shock:.. *Journal of Housing Economics*. 2018. № 17. P. 65–87.
10. Errunza V. Foreign portfolio equity investments, financial liberalization, and economic development. *Review of International Economic*. 2011. p. 703–726.
11. Friedman M. Money and the stock market. *Journal of Political Economy*. 2018. № 96. P. 221-245.
12. Havranek T. Does the stock market activate economic? *The Journal of Finance*. 2018. № 40. P 793-805.

13. Ibrahim M.H. Macroeconomic Forces and Capital Market Integration. *Journal of the Asian Pacific Economy*. 2018. № 8. P 19-40
14. Jonathan Blackledge. The Fractal Market Hypothesis: Applications to Financial Forecasting / Jonathan Blackledge., 2010. – 101 c.
15. Vitcher B. Shannon Wavelets for the Solution of Integrodifferential Equations. *Mathematical Problems in Engineering*. – Vol. 2010. – Article ID 408418. – 22 pages
16. Kaufman G.G., Scott K.E. What is systemic risk, and do bank regulators retard or contribute to it. *The Independent Review*. 2017. P. 371– 391.
17. Klein M. W., Olive. G. P. Capital account liberalisation, financial depth, and economic growth. *Journal of International Money and Finance*. 2018. P. 861.
18. Lechman E. ICT technologies and financial innovations: the case of Exchange Traded Funds. *European Economic Review*. 2014. № 32. P. 13–26
19. Markowitz Harry M. Portfolio Selection. *Journal of Finance*. 1952. No 7(1). P. 71–91.
20. Morse I. Ukraine's stock. 2011. URL: <https://www.ipe.com/ukraines-stock-exchanges-pepare-for-rationalisation/42334>.
21. Scholl A. New Evidence on the Puzzles: Results from Agnostic Identification on Exchange Rates. *Journal of International Economics*. 2018. № 76. P. 1–13.
22. Sims C. Money, income and causality. *American Economic Review*. 2018. №652. P.540–542.
23. Sharpe, William F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*. 1964. 19(3). P.425–442.
24. Statistica Help. URL: <https://documentation.statsoft.com/STATISTICAHelp.aspx?path=common/AboutSTATISTICA/ElectronicManualIndex>
25. Stewart M. Principles of Corporate Finance. 2002.

26. Vaidyanathan, P. P. Multirate Digital Filters, Filter Banks, Polyphase Networks, and Applications: A Tutorial // Proceedings of the IEEE. – Vol. 78. – No. 1. – 1990. – P. 65–93.
27. Volcker P., Harper K. Keeping at it: the quest for sound money and good government Usa, 2018. 80 p.
28. Бердникова Т.Б. Ринок цінних паперів, його теперішнє та майбутнє. *Економіка України*. 2015. № 8. С. 4-30.
29. Блаттер К. Вейвлет-анализ. Основы теории. – М.: Техносфера, 2004. – 273 с.
30. Дейнеко Ж. В., Кириченко Л. О.Оценивание самоподобия стохастического временного ряда методом вейвлет-анализа // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. – Х.: НАКУ «ХАІ», 2009. – № 4. – С. 99–105.
31. Брейлі Р., Мертенс О. Інвестиційна оцінка: інструменти та методи оцінки будь-яких активів. Москва. ИНФРА-М, 2000.
32. Вешкин Ю. Г. Финансовые рынки зарубежных стран. Москва: Экономистъ, 2014. 23-27 с.
33. Вовк В.Р. Особливості поведінки інвестора на фондовому ринку. *Актуальні питання: збірник наукових праць Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції*, (Харків, 21 лютого 2014 р.). Харків, 2014. С. 85-88.
34. Галанов В.А.Основи фінансів: навчальний посібник. М.: ФОРУМ, 2016. 288 с.
35. Данилишин О. А. Сучасні інструменти фондового ринку в Україні. *Регіональна економіка*. 2018. № 2. С. 151-159.
36. Дейнеко Ж. В., Кириченко Л. О. Оценивание параметра Херста для временных рядов с трендом методом вейвлет-преобразования // *Системи управління, навігації та зв'язку*. – 2010. – Вип. 4 (16). – С. 85–89.
37. Захаров В. Г. Вейвлет-анализ: теория и приложения. Часть 1: Непрерывное вейвлет-преобразование. – Пермь: ПГУб, 2003. – 100 с.
38. Козюк В. В. Біржовий фондовий ринок в Україні: підручник Тернопіль: Джура, 2017. 197с



39. Кравченко И.С. Введение в мегаэкономикку: теория, методология, практика: монография. К.: УБД НБУ, 2012. 79-80 с.
40. Малюгин В. И. Рынок ценных бумаг: Количественные методы анализа. *Економічний вісник*. 2013. № 39. С.78-83.
41. Маркс Г. Ринкові цикли. Москва : Альпина-паблішер, 2019.
42. Мозговий О.М. Фондовий ринок України. *Причорноморські економічні студії*. 2019. № 49. С.38-47.
43. Мусіна Л.О. Основні засади переходу до економіки знань: перспективи для України. 2017. URL: [http://eip.org.ua/docs/EP\\_03\\_3\\_87\\_uk.pdf](http://eip.org.ua/docs/EP_03_3_87_uk.pdf).
44. Мюррей Р. Американская депрессия. Мировые кризисы. Москва: ИРИСЭН, 2015. 79-80 с.
45. Офіційний сайт Економічної правди URL: <https://www.epravda.com.ua/>
46. Офіційний сайт Міністерства фінансів України. URL: <https://minfin.com.ua>
47. Офіційний сайт Світового банку. URL: <https://www.worldbank.org/>
48. Офіційний сайт Федерації фондових бірж URL: <https://focus.world-exchanges>
49. Офіційний сайт фондової біржи «Українська біржа». URL: <http://www.ux.ua/>
50. Ревенко А.П. Макроэкономика и ее влияние на нашу жизнь. *Зеркало недели*. 2016. №32 С. 3-4.
51. Сенищ І.П. Еволюція фондового ринку України. *Регіональна економіка*. 2017. №2. С. 209-215.
52. Смовженко Т.С. Управління процесом зростання участі іноземних інвесторів. *Вісник Національного банку України*. 2018. № 1. С. 16-19.
53. Смовженко Т.С., Кравченко І.О., Багратян Г. Макроекономічна політика України в 2014-2019 рр.: банківська та фінансова сфери. *Вісник Національного банку України*. 2014. № 10. С. 20-24.

54. Смовженко Т.С., Слав'юка Р.А. Розвиток фондового ринку України: монографія. К.: УБС НБУ, 2010. 462 с
55. Смоленцев Н.К. Основи теорії вейвлетів. Вейвлети в MatLab: підручник. ДМК. Москва, 2010, 629 с.
56. Сомик А. В. Інструмент фондового ринку: зарубіжний досвід і перспективи його використання в Україні. *Вісник Української академії банківської справи*. 2011. № 3 (12). С. 241-245.
57. Стельмах В.С, Фондовий ринок в Україні. Львів: Знання, 2018. 147с.
58. Степаненко А.І. Управління фондовим ринком України у стратегії економічного зростання: монографія. К.: УБС НБУ, 2010. 319 с.
59. Фішер І. Теорія процента: підручник. 2018. 57-59 с.
60. Фрейзер М. Введение в вэйвлеты в свете линейной алгеб-ры. – М.: БИНОМ, 2010
61. Цапиева О. К. Взаимодействие фондового рынка и реальной экономики. *Деньги и кредит*. 2018. №7. С. 35-38.
62. Чепурин М., Киселев Е.М. Экономическая теория. Москва: ТЕИС, 2016. 783 с.
63. Швець Н.Р. Теоретико-методологічні засади сучасного банківського нагляду: науковий огляд. 2015. 52-65 с.
64. Шлошенко М.Т. Прогнозирование временных рядов с долговременной памятью с помощью моделей класса ARIMA// *Економічний вісник НТУУ «КПІ»*. – С. 270–273.

# ДОДАТКИ

ДОДАТОК А  
(інформаційний)

SUMMARY

Rozhkova M.S. Prognostication of values of economic indicators by the wavelet analysis methods. . – Qualifying master's thesis. Sumy State University, Sumy, 2021.

The paper examines the study of the effectiveness of wavelet transforms for forecasting the UX-index, the main indicator of the Ukrainian stock market. The main purpose of the work is to perform prediction of the UX-index by wavelet analysis methods to obtain high-quality results. The basic methods for the study are R/S-analysis, wavelet transform of the Dobeshi family, ARIMA-model, which were implemented using software products: MatLab та Statistica.

Keywords: the stock market, stock indices, wavelet analysis, R / S analysis, Foster-Stewart test, Dobeshi wavelet, UX-index, ARIMA-model, forecasting of UX-index values.

АНОТАЦІЯ

Рожкова М.С. Прогнозування значень економічних показників методами вейвлет-аналізу. – Кваліфікаційна магістерська робота. Сумський державний університет, Суми, 2021.

У роботі проведено дослідження ефективності застосування вейвлет-перетворень для прогнозування UX-індексу, основного показника українського фондового ринку. Основною метою роботи є виконання прогнозування UX-індексу методами вейвлет-аналізу для отримання високоякісних результатів. Базовими методами для дослідження є R/S-аналіз, вейвлет-перетворення сімейства Добеші, ARIMA-модель, що були реалізовані за допомогою програмних продуктів: MatLab та Statistica.

## Продовження додатку А.

Ключові слова: фондовий ринок, фондові індекси, вейвлет-аналіз, R/S-аналіз, тест Фостера-Стюарта, вейвлет Добеші, UX-індекс, ARIMA-модель, прогнозування показників значення UX-індексу.

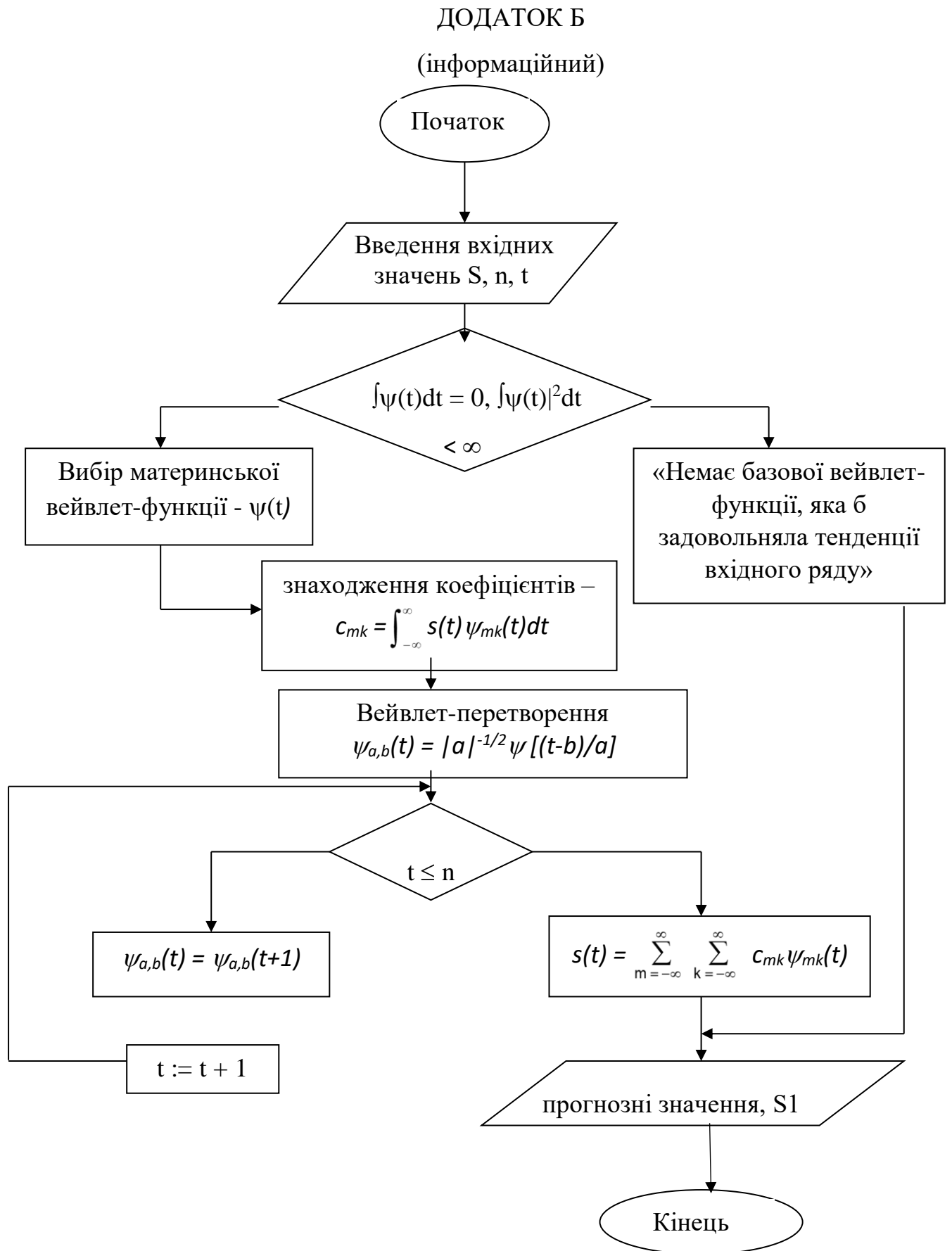


Рисунок Б.1 – Загальна схема проведення вейвлет-перетворень

## ДОДАТОК В (інформаційний)

### В.1 – Лістинг функції для проведення R/S аналізу

```
function [logRS, logN, logRSpts, logNpts] = rsaz(x,n)
%
% x - вхідна послідовність
% n - вектор довжин піддіапазонів
% logRS - логарифм за основою 10 відношення R/S.
% logN - логарифм за основою 10 довжин діапазонів
% logRSpts - множина значень R/S для кожного d
% logNpts - значення довжин, що відповідають logRSpts
%
if nargin<1 | isempty(x)==1
    error('Ряд не може бути порожнім');
else
    % x повинен бути вектором
    if min(size(x))>1
        error(' Повинен бути одномірний масив');
    end
    x=x(:);
    % N довжина часового ряду
    N=length(x);
end

if nargin<2 | isempty(n)==1
    n=1;
else
    % n повинен бути вектором
    if min(size(n))>1
        error('Вектор діапазонів не повинен бути матрицею!');
    end
    % n повинен бути цілим числом
    if n-round(n)~=0
        error('Діапазон має бути ціли числом');
    end
    % n повинен бути додатнім
    if n<=0
        error('Діапазон повинен бути додатнім !');
    end
end

logRSpts = []; % ініціалізація масивів
logNpts = [];

for i = 1:length(n)

    % Розрахунок початків діапазонів
    a = floor(N/n(i));

    % Створення матриці піддіапазонів
    X = reshape(x(1:a*n(i)),n(i),a);

    % Розрахунок середнього для кожного піддіапазону
```

```
ave = mean(X);

% Рахуємо середнє із кожного піддіапазона
cumdev = X - ones(n(i),1)*ave;

% Розрахунок сум відхилень
cumdev = cumsum(cumdev);

% Розрахунок стандартного відхилення
stdev = std(X);

% Розрахунок відношення розмаху R до стандартного відхилення S
rs = (max(cumdev)-min(cumdev))./stdev;

clear stdev

% Отримуємо логарифм від середнього значення RS
logRS(i,1) = log10(mean(rs));
logN(i,1) = log10(n(i));
% Накопичуємо значення RS та N
logRSpts = cat( 2, logRSpts, log10(rs) );
logNpts = cat( 2, logNpts, log10(n(i)).*ones(1, length(rs)) );

end
```



ДОДАТОК Г  
(інформаційний)

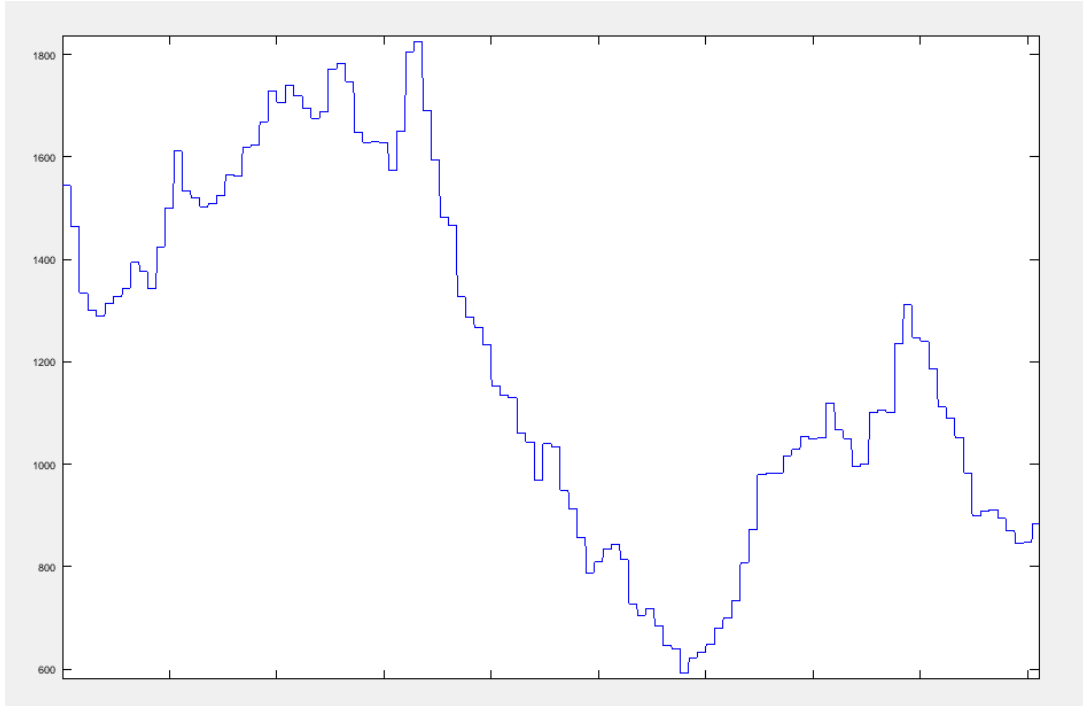


Рисунок Г.1 – Розкладання вхідного сигналу другого рівня

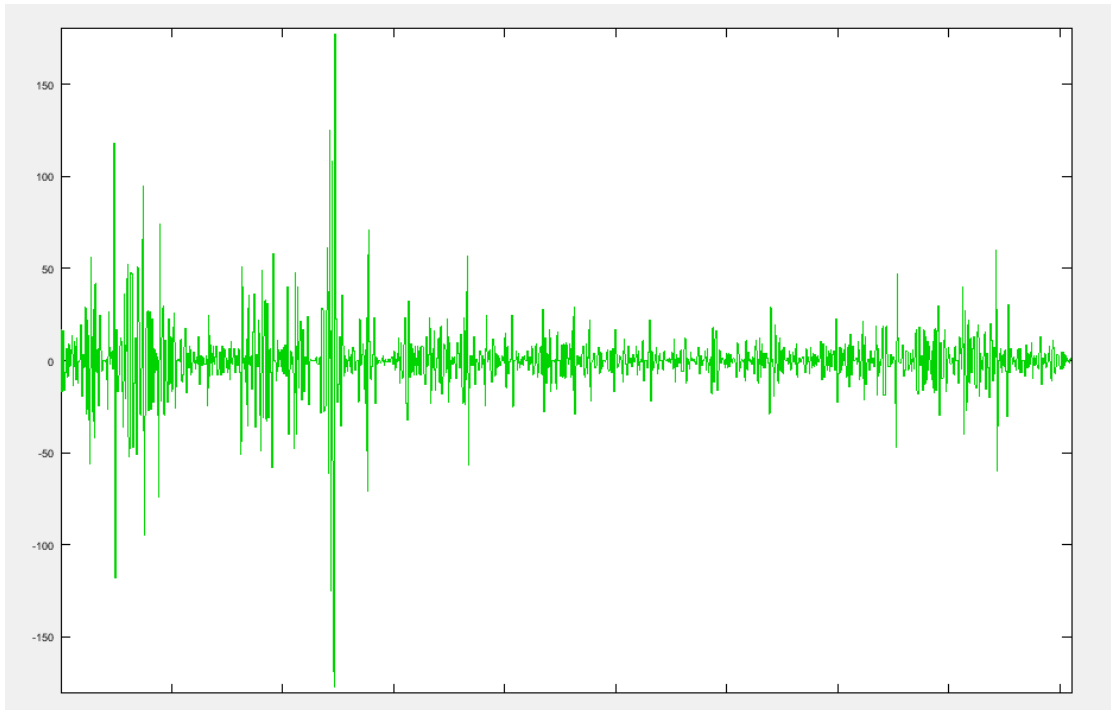


Рисунок Г.2 – Розкладання вхідного сигналу третього рівня

## Продовження додатку Г.

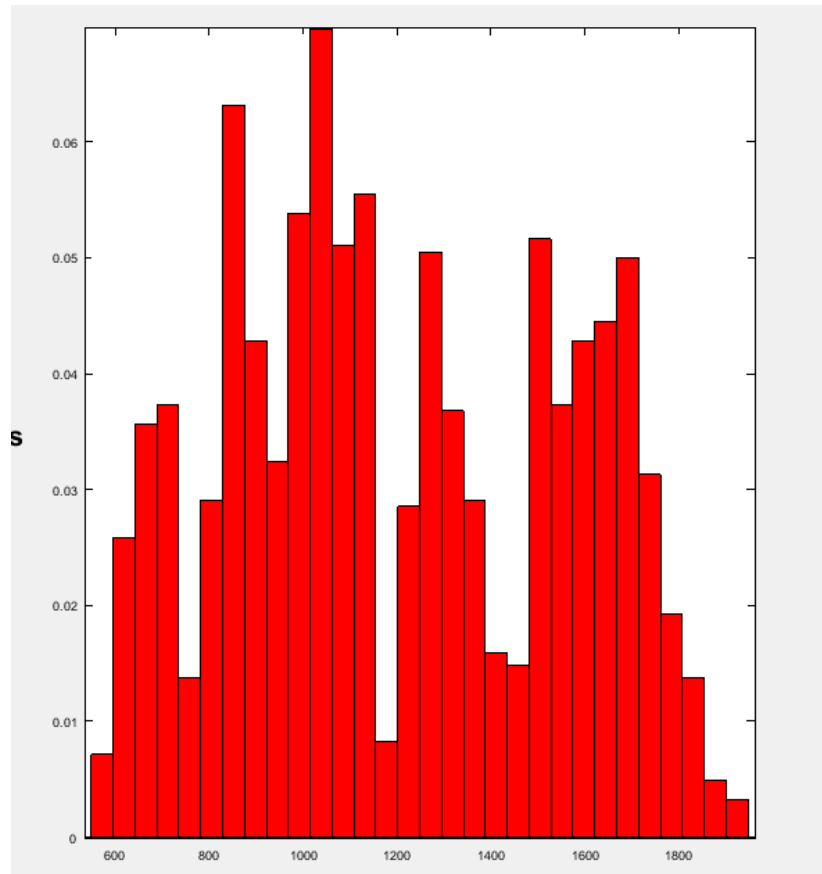


Рисунок Г.3 – Графік рівнів деталізуючи коефіцієнтів вхідного сигналу

Продовження додатку Г.

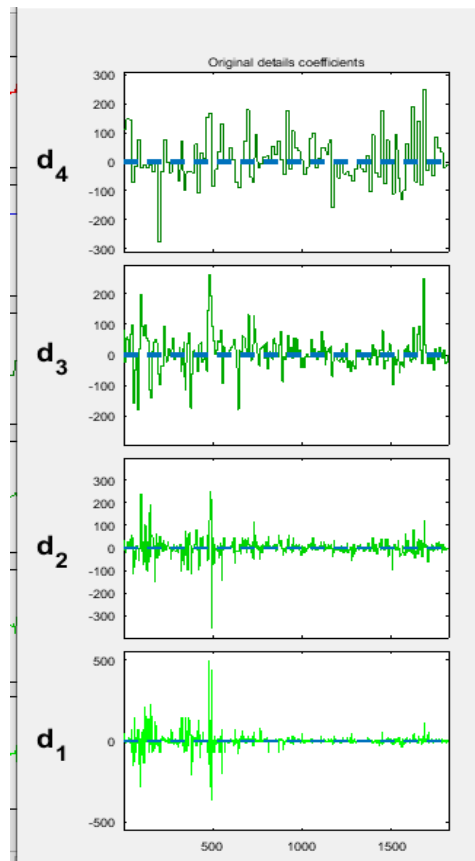


Рисунок Г.4 - Процедура згладжування за допомогою трешолдингу

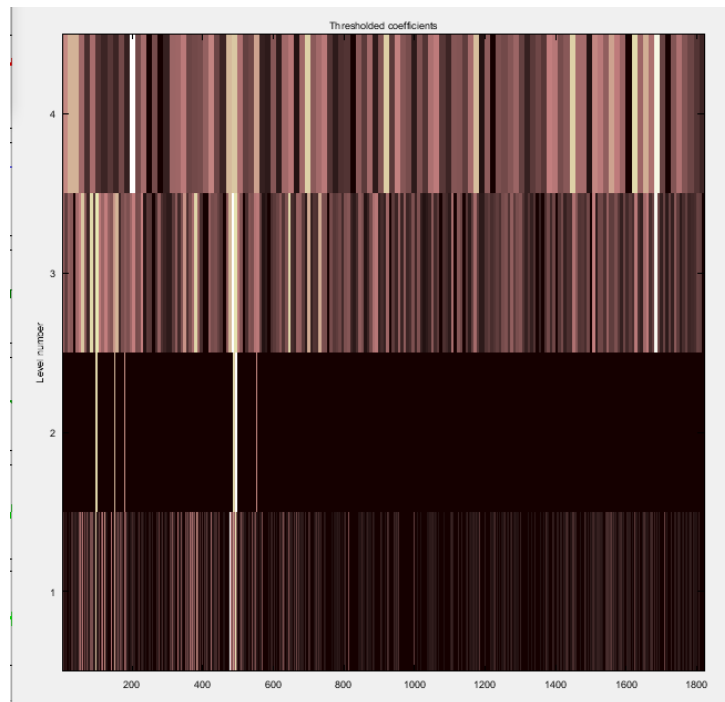


Рисунок Г.5 – Скалограма «знешумленого» ряду

## ДОДАТОК Г (інформаційний)

### Г.1 – Лістинг функції визначення коефіцієнтів трешолдингу

```
load k.txt;
SV2=k(001:1821); %Фрагмент сигналу
w='db4'; Fr = centfrq(w) % вибір вейвлету, визначення його
центральної частини
[c,l] = wavedec(SV2,4,w); % Розкладання сигналу до рівня 4
STDC = wnoisest(c,l,[1 2 3 4])
STDC = 3.858 36.162 16.162 14.281
```

k	l	k+l	k-l			
				c	=СУММ(F4:F1823)	табл.
				d	=СУММ(G4:G1823)	
				tc	=ABS(J3-M7^2)/M6	дисп1
				td	=ABS(J4-0)/M7	дисп2
=ЕСЛИ(B4>B3;1;0)	=ЕСЛИ(B4<B3;1;0)	=D4+E4	=D4-E4			=СТЪЮДРАСПОБР(0,05;1819)
=ЕСЛИ(B5>МАКС(\$B\$3:B4);1;0)	=ЕСЛИ(B5<МИН(\$B\$3:B4);1;0)	=D5+E5	=D5-E5			
=ЕСЛИ(B6>МАКС(\$B\$3:B5);1;0)	=ЕСЛИ(B6<МИН(\$B\$3:B5);1;0)	=D6+E6	=D6-E6			
=ЕСЛИ(B7>МАКС(\$B\$3:B6);1;0)	=ЕСЛИ(B7<МИН(\$B\$3:B6);1;0)	=D7+E7	=D7-E7			
=ЕСЛИ(B8>МАКС(\$B\$3:B7);1;0)	=ЕСЛИ(B8<МИН(\$B\$3:B7);1;0)	=D8+E8	=D8-E8			
=ЕСЛИ(B9>МАКС(\$B\$3:B8);1;0)	=ЕСЛИ(B9<МИН(\$B\$3:B8);1;0)	=D9+E9	=D9-E9			
=ЕСЛИ(B10>МАКС(\$B\$3:B9);1;0)	=ЕСЛИ(B10<МИН(\$B\$3:B9);1;0)	=D10+E10	=D10-E10			
=ЕСЛИ(B11>МАКС(\$B\$3:B10);1;0)	=ЕСЛИ(B11<МИН(\$B\$3:B10);1;0)	=D11+E11	=D11-E11			
=ЕСЛИ(B12>МАКС(\$B\$3:B11);1;0)	=ЕСЛИ(B12<МИН(\$B\$3:B11);1;0)	=D12+E12	=D12-E12			
=ЕСЛИ(B13>МАКС(\$B\$3:B12);1;0)	=ЕСЛИ(B13<МИН(\$B\$3:B12);1;0)	=D13+E13	=D13-E13			
=ЕСЛИ(B14>МАКС(\$B\$3:B13);1;0)	=ЕСЛИ(B14<МИН(\$B\$3:B13);1;0)	=D14+E14	=D14-E14			
=ЕСЛИ(B15>МАКС(\$B\$3:B14);1;0)	=ЕСЛИ(B15<МИН(\$B\$3:B14);1;0)	=D15+E15	=D15-E15			
=ЕСЛИ(B16>МАКС(\$B\$3:B15);1;0)	=ЕСЛИ(B16<МИН(\$B\$3:B15);1;0)	=D16+E16	=D16-E16			
=ЕСЛИ(B17>МАКС(\$B\$3:B16);1;0)	=ЕСЛИ(B17<МИН(\$B\$3:B16);1;0)	=D17+E17	=D17-E17			
=ЕСЛИ(B18>МАКС(\$B\$3:B17);1;0)	=ЕСЛИ(B18<МИН(\$B\$3:B17);1;0)	=D18+E18	=D18-E18			
=ЕСЛИ(B19>МАКС(\$B\$3:B18);1;0)	=ЕСЛИ(B19<МИН(\$B\$3:B18);1;0)	=D19+E19	=D19-E19			
=ЕСЛИ(B20>МАКС(\$B\$3:B19);1;0)	=ЕСЛИ(B20<МИН(\$B\$3:B19);1;0)	=D20+E20	=D20-E20			
=ЕСЛИ(B21>МАКС(\$B\$3:B20);1;0)	=ЕСЛИ(B21<МИН(\$B\$3:B20);1;0)	=D21+E21	=D21-E21			
=ЕСЛИ(B22>МАКС(\$B\$3:B21);1;0)	=ЕСЛИ(B22<МИН(\$B\$3:B21);1;0)	=D22+E22	=D22-E22			

Рисунок Г.1 – Фрагмент формул для проведення методу Фостера-  
Стюарта